

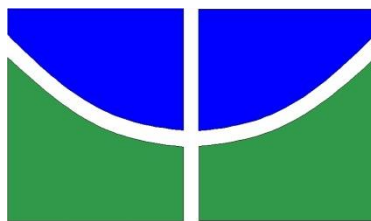


**Detecção automática de áreas atingidas por fogo no
estado do Pará usando a plataforma
*Google Earth Engine***

Lucas Rodrigues Brasil

FACULDADE DE TECNOLOGIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA



Universidade de Brasília - UnB
Faculdade de Tecnologia - FT
Departamento de Engenharia Florestal - EFL

Lucas Rodrigues Brasil

**Detecção automática de áreas atingidas por fogo no
estado do Pará usando a plataforma Google Earth Engine**

Linha de pesquisa: Geoprocessamento na nuvem e Incêndios Florestais

Trabalho de conclusão de curso
apresentado ao Departamento de
Engenharia Florestal da Universidade
de Brasília, como parte das exigências
para obtenção do título de Engenheiro
Florestal.

Orientador: Prof. Dr. Eraldo Aparecido
Trondoli Matricardi

Estudante: Lucas Rodrigues Brasil, Matrícula: 11/0063309
RG: 2913387 SSP-DF

Brasília- DF, 01 de julho de 2019

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA FLORESTAL

**Deteccção automática de áreas atingidas por fogo no estado do Pará usando a
plataforma *Google Earth Engine***

Aluno: Lucas Rodrigues Brasil, Matrícula: 11/0063309

Menção: SS

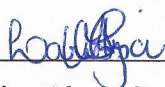
Banca Examinadora:



Prof. Dr. Eraldo Aparecido Trondoli Matricardi UnB/ EFL (Orientador)



Prof. Dr. Reginaldo Sérgio Pereira, UnB/ EFL



MSc. Larissa Moreira Alves Granado, UnB/ EFL

Brasília, 01 de julho de 2019.

Agradecimentos

Aos meus pais que acreditaram e me deram força para seguir acreditando.

Ao meu orientador, Eraldo, pela paciência e pelo norte dos meus estudos.

À Romina, minha companheira de todos os momentos, que me incentiva e ajuda com amor e carinho para me tornar um homem cada dia melhor.

A todos os meus amigos que sempre me fizeram olhar o mundo de outra maneira e compartilhar alegrias.

Resumo

A interface de programação do *Google Earth Engine* (GEE) permite que os usuários criem e executem algoritmos personalizados, e a análise em computação na nuvem, acelerando consideravelmente o geoprocessamento da área de interesse. Isso pode auxiliar em análises mais amplas, com considerável facilidade, em comparação com a computação em *desktop*, especialmente quando se utiliza dados e técnicas de sensoriamento remoto. O presente estudo teve como objetivo identificar áreas de incêndios florestais no estado do Pará utilizando imagens do satélite Landsat e o desenvolvimento de métodos automático de classificação usando o Modelo Espectral de Mistura (SMA) e a base de dados e as ferramentas disponíveis na plataforma GEE. Também foram estimadas as áreas atingidas por fogo na Floresta Nacional (Flona) do Carajás, localizada no município de Paraopeba no sudeste do estado do Pará, no período de 2013 a 2017. Para isso, foram programadas 527 linhas de código em *JavaScript* com a finalidade de detectar as feições de incêndios florestais usando a coleção “*USGS Landsat 8 Surface Reflectance Tier*” disponíveis na plataforma GEE. Os resultados deste estudo possibilitaram o entendimento da espacialidade e temporalidade da ocorrência dos incêndios florestais no estado do Pará e na Flona do Carajás. A técnica de detecção automática desenvolvida neste estudo possibilita o monitoramento das áreas atingidas por fogo com alta acurácia, baixo custo e fácil manipulação dos dados, em escalas local e regional para gestores ambientais e usuários em geral.

Palavras-chave: Amazônia, *Google Earth Engine*, Incêndios florestais, Sensoriamento remoto

Abstract

The Google Earth Engine (GEE) programming interface allows users to create and execute customized algorithms and analysis in cloud computing, accelerating the geoprocessing of the area of interest. It allows global-scale analysis to be easily conducted compared to desktop computing, especially those using remotely sensed data and techniques. This study aimed to identify areas of forest fires in the state of Pará using images from the Landsat satellite and the development of automatic classification methods using the Spectral Mixture Model (SMA) and the database and tools available in GEE. The areas affected by fire in the Carajás National Forest (Flona), located in the municipality of Paraopeba in the southeastern state of Pará, between 2013 and 2017 were also estimated. For this purpose, 527 lines of code were programmed in Java Script with the purpose of detecting features of forest fires using the "USGS Landsat 8 Surface Reflectance Tier" collection available on the GEE platform. This study results allowed the understanding of the spatiality and temporality of the occurrence of forest fires in the state of Pará and in Flona do Carajás. The automatic detection technique developed in this study makes it possible to monitor the areas affected by fire with high accuracy, low cost and easy manipulation of data, at local and regional scales for environmental managers and users in general.

Keywords: Amazon, forest fires, Google Earth Engine, GIS

SUMÁRIO

SUMÁRIO	7
1. INTRODUÇÃO	10
2. PROBLEMA DE PESQUISA	11
2.1 Questões de pesquisa	11
3. OBJETIVOS	12
3.1 Objetivo geral	12
3.2 Objetivos específicos	12
4. JUSTIFICATIVA	12
5. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	13
6. MATERIAIS E MÉTODOS	19
6.1 Área de estudo	19
6.3 <i>Landsat</i> 8 Sensor OLI	23
6.4 Máscara de áreas naturais e não naturais	25
6.5 Outras bases de dados	27
6.6 Métodos de Geoprocessamento (rotina de programação)	27
6.7 Definição dos <i>endmembers</i>	27
6.8 Matriz de confusão	28
7. RESULTADOS E DISCUSSÃO	29
7.1 Desmatamento ocorrido entre 2013 e 2017	29
7.2 Desenvolvimento da técnica de detecção automática	31
7.3 Avaliação da acurácia do algoritmo de detecção	33
7.4 Resultado da detecção das áreas atingidas por fogo	34
7.5 Incêndios florestais detectados	36
7.6 Floresta Nacional Carajás	38
8. Conclusões	39
9. Referências Bibliográficas	41

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Características das Bandas Landsat 8, sensor OLI.	24
Tabela 2 - Classes do uso e ocupação do solo MapBiomass e Reaclassificação, onde 0 = Não Naturais (antropizadas) e 1 = Naturais (vegetação nativa remanescente).	26
Tabela 4 - Tabela dos Valores dos Endmembers.	28
Tabela 5 - Áreas Naturais e Não Naturais do Estado do Pará	29
Tabela 6 - Áreas Naturais e Não Naturais do Floresta Nacional de Carajás	31
Tabela 8 - Matriz de Confusão do algoritmo de detecção de fogo atingido por fogo.	34
Tabela 7 - Áreas de cicatrizes de fogo detectadas no estado do Pará	36
Tabela 8 - Áreas de Incêndio Detectadas na Floresta Nacional do Carajás	39

LISTA DE FIGURAS

Figura 1- Localização da área de estudo (o estado do Pará) no Brasil	20
Figura 2 – Localização da Floresta Nacional Carajás no estado do Pará	21
Figura 3 - <i>Interface de Programação do Google Earth Engine (adaptado da página oficial Google Earth Engine, acesso em: junho de 2019).</i>	22
Figura 4 – Fluxo metodológico da programação para detecção de cicatrizes (áreas impactadas) por fogo na área e período de estudo	30
Figura 5 – Definição dos parâmetros usados na árvore de decisão para detecção das áreas queimadas usando o modelo SMA (Spectral Mixture Analysis)	32
Figura 6 – Definição dos parâmetros usados na árvore de decisão para detecção das áreas queimadas usando o modelo SMA (Spectral Mixture Analysis) com o parâmetro Shade ≤ 94 ajustado para Shade < 2 .	33
Figura 7 - Exemplo da Detecção do Algoritmo de cicatriz de Incêndios Florestais, apresentando a imagem Landsat-8 na composição colorida RGB 5/4/3 (A) e a área atingida por fogo ou cicatriz de fogo (cor magenta) sobrepondo a imagem Landsat (B).	35
Figura 8 - Exemplo da Detecção do Algoritmo de Incêndios Florestais sem o uso da máscara de Natural e não Natural (Figura 8A) e com o uso da máscara (Figura 8B)	36
Figura 9- Áreas de Incêndio Detectadas no Estado do Pará	37
Figura 10 - Mapa de Áreas de Incêndio Detectadas na Floresta Nacional do Carajás	38

LISTA DE APÊNDICE

Apêndice 1-Script com a rotina para obtenção de detecção de incêndios	46
---	----

1. INTRODUÇÃO

As florestas tropicais em todo mundo são distribuídas de acordo com a Variação da Zona de Convergência Intertropical do globo. Esta região é caracterizada por apresentar atividade convectiva de tempestades provocadas por meio de aquecimento solar trazendo grande umidade para a região, provendo recurso para o desenvolvimento de fauna e flora biodiversidade (FERREIRA, 1996).

A floresta Amazônica fica localizada no norte do continente sul-americano abrangendo 9 países sendo eles: Brasil, Peru, Colômbia, Venezuela, Equador, Bolívia, Guiana Suriname e Guiana Francesa, com um território de 5.500.000 km², sendo 59% do território da Amazônia está em território brasileiro. No Brasil a Amazônia ocupa 49% do território Nacional (VÉLEZ, 1988).

A floresta tropical tem um papel fundamental na regulação climática. O desmatamento da Amazônia prejudica a formação de chuvas na região e ao longo do Brasil, levando uma redução de cerca de 25% da redução de chuvas até 2050 se o desmatamento não for freado (COHEN ET AL, 2007).

Apesar de apresentar um solo arenoso com baixa fertilidade, a floresta Amazônica se mantém devido a ciclagem de nutrientes, o humo formado pela degradação da matéria orgânica oriunda da decomposição o da matéria orgânica do suporte para a vida.

O potencial econômico da Amazônia vem do século XVII com as expedições que buscavam as “Drogas do sertão” tais como: cacau, urucum, castanha, cravo, pimenta e espécies típicas da Amazônia utilizados pelos índios. As “Drogas do sertão” tinham alto valor no mercado, uma alternativa para as especiarias trazidos do oriente junto à companhia de comércio do maranhão (CHAMBOULEYRON, 2006).

Nas décadas de 70 e 80, o processo de ocupação da Amazônia brasileira foi intensificada por indução das políticas governamentais e subsídios. O resultado dessa política trouxe para região um maior de produtores e que atualmente essas atividades são a causa de grande parte do desmatamento. A expansão seletiva se ampliou devido à expansão das rodovias durante as décadas de 60 e 70 (MARGULIS, 2003).

Os incêndios florestais que ocorrem na Amazônia são ocasionados por fogo utilizado para abertura de áreas de agropecuária que, por muitas vezes invadem áreas de extração seletiva pelo acúmulo de biomassa seca devido a exploração no local (EMBRAPA 2001).

As ferramentas de sensoriamento remoto, de Sistemas de Informações Geográficas (SIG) tem um papel fundamental na detecção do processo de grilagem de terras e extração de madeira de forma ilegal. Nesse sentido, ferramentas de automatização dos processos de obtenção de imagens reduzem o tempo e processamento dos dados, apoiando o trabalho já desempenhado pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e o Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis (IBAMA), que são as instituições responsáveis pelo levantamento do desmatamento e uso e ocupação do solo.

O presente estudo teve como objetivo desenvolver um algoritmo de detecção de cicatrizes de incêndios florestais usando o ambiente de desenvolvimento integrado *Google Earth Engine* (GEE) e entender a dinâmica espaço temporal das ocorrências dos incêndios florestais no Estado do Pará. Os resultados desta pesquisa contribuirão para a automatização e aprimoramento da metodologia de detecção, possibilitando a obtenção de estimativas confiáveis e o monitoramento rápido e mais preciso desses eventos em grande escala.

2. PROBLEMA DE PESQUISA

2.1 Questões de pesquisa

Os incêndios florestais consistem em um grande problema ambiental, com consequências severas à flora e fauna e de difícil monitoramento e controle, especialmente nas áreas mais remotas da floresta Amazônica. A sua detecção a partir de dados de sensores remotos é crucial para possibilitar a mitigação dos impactos e a fiscalização da ocorrência dos incêndios na Amazônia. Os dados e técnicas de sensoriamento remoto aliados às ferramentas de programação podem contribuir com a detecção rápida e mais precisa desses eventos em grandes áreas de extensão, limitada as características das coleções utilizadas.

Diante desta problemática, a presente pesquisa foi norteada pelas seguintes questões:

- a) Os dados e as ferramentas disponíveis na plataforma *GEE* podem ser usados eficientemente para detecção automática de cicatrizes de incêndios florestais no estado do Pará?
- b) Qual a área impactada por fogo no estado do Pará e dentro da Floresta Nacional dos Carajás?
- c) Quais as áreas mais impactadas pelo fogo e qual a frequência da ocorrência do fogo no estado do Pará entre 2013 e 2017?

3. OBJETIVOS

3.1 Objetivo geral

Desenvolver técnica de detecção automática de cicatrizes de incêndios florestais para o estado do Pará utilizando dados e ferramentas disponíveis na plataforma GEE e entender a dinâmica espaço temporal das ocorrências dos incêndios florestais na região de estudo entre 2013 e 2017.

3.2 Objetivos específicos

- Desenvolver uma técnica de detecção automática de áreas impactadas por fogo no estado do Pará usando os dados e ferramentas da plataforma GEE;
- Estimar a área de floresta impactada e a frequência dos incêndios florestais no estado do Pará e na Floresta Nacional do Carajás entre 2013 e 2017.

4. JUSTIFICATIVA

As florestas tropicais possuem a maior biodiversidade do mundo, regulam o clima global e os ciclos hidrológicos (Myers & Myers, 1992). Na Amazônia brasileira, atividades humanas têm modificado irreversivelmente a floresta. A ocupação da região promoveu o rápido desmatamento e degradação florestal, passando de um conjunto de ecossistemas relativamente intocado a um mosaico complexo de diferentes usos da terra. A pressão humana levou ao

desmatamento em larga escala para criação de gado, a degradação florestal e a expansão agrícola (VIEIRA ET AL. 2018).

Uma floresta degradada não parece afetada como uma floresta desmatada, ainda que existe cobertura vegetal, ela é fragmentada (Vieira et al. 2018), alterando o microclima e a biodiversidade. Muitas árvores continuam de pé, mas a floresta não tem a mesma capacidade de sustentar a vida da fauna e flora que ali ocorrem. A perda da biodiversidade leva à perda de serviços ecossistêmicos derivados dos processos ecológicos. A floresta é derrubada perdendo a capacidade de absorber carbono, principal elemento que contribui com o aumento da temperatura da terra, causando as mudanças climáticas (LAURANCE ET AL., 2000).

A degradação florestal é um processo de uso e ocupação do solo de difícil detecção e controle, sendo difícil indicar a sua existência antes que o corte atinja 50% do dossel (INPE, 2011). Por isso, é fundamental o controle do processo de degradação florestal, especialmente os causados pela ocorrência do fogo em uma região com dimensões territoriais como a Amazônia brasileira, para que se possa mitigar os impactos naqueles ecossistemas.

Para o controle da degradação florestal causada por fogo, é necessário sistemas robustos de base e processamento de dados para detecção precisa e rápida desses eventos nas florestas nativas. Na presente pesquisa, optou-se por desenvolver um sistema de detecção automática de áreas impactadas por fogo utilizando a plataforma GEE para viabilizar a aplicação de dados de sensores remotos aliados a capacidade de armazenamento e processamento de dados a baixo custo e de fácil acesso.

Segundo Gorelick et al. (2017) o fornecimento de acesso a grandes quantidades de dados e poder computacional na nuvem do *GEE*, facilitam ao usuário a aplicação de técnicas de análise cada vez mais sofisticadas ao monitorar, rastrear e gerenciar o ambiente e os recursos da Terra, com sistemas de códigos e linguagem de programação que tem a capacidade de facilitar o monitoramento das áreas, automatizando funções e reduzindo o tempo de tratamento dos dados.

5. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

5.1 A Amazônia

A Amazônia, além de ser a maior floresta tropical do mundo cobrindo uma área de cerca de 6.000.000 km², se destaca por ter a maior diversidade de animais e plantas do planeta e por fixar 1,5 bilhões de toneladas de carbono anualmente (Boubli & Hrbek, 2012). Entre os serviços ecossistêmicos mais importantes oferecidos pela floresta estão a manutenção do ciclo hidrológico, com uma grande importância no clima mundial. (CLEMENT & HIGUCHI, 2006) assim como a manutenção da biodiversidade e o estoque de carbono (NUNES CARVALHO et. al. 2010; FEARNSIDE, 2005).

A Amazônia é um bioma que abrange nove países da América do Sul, sendo que 69% dessa área pertencente ao Brasil, constituindo os estados do Pará, Amazonas, Maranhão, Goiás, Acre, Amapá, Rondônia, Roraima e Mato Grosso, totalizando 4,2 milhões km² (BRASIL, 2008). A Amazônia Legal é o território compreendido pelos Estados do Acre, Pará, Amazonas, Roraima, Rondônia, Amapá e Mato Grosso e pelas regiões situadas ao norte do paralelo 13° S do Estado de Tocantins, e a oeste do meridiano 44° W do Estado do Maranhão, totalizando uma área de 5.114.798,30 km² (FERREIRA & SILVA, 2011).

A ocupação e o desmatamento na Amazônia intensificaram-se no início da década de 1970, principalmente pelos agricultores e pecuaristas do sul e sudeste, em consequência da preocupação dos governos militares com a possibilidade de internacionalização da Amazônia (Ferreira & Silva, 2011) e pelos incentivos econômicos e fiscais (FEARNSIDE, 2005).

O desenvolvimento da Região Amazônica e a expansão de atividades produtivas geraram o desmatamento de sua floresta. Embora alguns apontem enfaticamente para fatores específicos, como a construção e pavimentação de estradas, ampliação da rede de telecomunicação, construção da rede energética, o avanço da pecuária para atender os mercados internacionais e da soja, ou até mesmo o crescimento populacional, pode-se constatar que todos estão plenamente relacionados ao desmatamento (PRATES & CAETANO, 2011).

Na literatura existe certo consenso de que o principal condutor do desmatamento na Amazônia é a abertura ou a pavimentação das rodovias existentes, que facilitam o acesso dos agentes econômicos (como os

agricultores) a áreas até então isoladas e diminuem os custos de transporte ampliando a área destinada à agropecuária e, portanto, o desmatamento (PRATES & CAETANO, 2011). Porém, as rodovias direcionam apenas o sentido do desmatamento, mas a velocidade dessa prática depende de como os agentes são influenciados positivamente a exercer atividades que demandem solo e que tais atividades sejam alternativas à floresta. A etapa atual de desenvolvimento da Amazônia é marcada pelo estímulo de mercado, em que é indiscutível a importância dos madeireiros, dos pecuaristas e dos agricultores, esses últimos, principalmente, pelo cultivo da soja (PRATES & CAETANO, 2011; FEARNSSIDE, 2005).

5.2 O estado do Pará

O estado do Pará é o segundo Estado com maior taxa de desmatamento na Amazônia, com 221.276 km² (COELHO & CAETANO, 2011). O desmatamento neste Estado está relacionado a algumas situações, como: a) a situação fundiária, que até 2005 apenas 42% (40 milhões de hectares) da área total do Estado (124 milhões na base do Instituto Nacional de Colonização e Reforma Agrária- INCRA) estavam cadastrados; b) a pecuária extensiva, que, de acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística- IBGE, o rebanho de bovinos no Estado do Pará somava até 2006, 12,8 milhões de cabeças, um dos maiores da Amazônia; c) a agricultura relacionada principalmente com a cultura da soja, que está em alta nos mercados globalizados, sendo que a disponibilidade de terras baratas na Amazônia tem impulsionado este fenômeno; d) a produção madeireira, em que toda a madeira extraída da floresta nativa do Pará é usada para geração de energia térmica (carvão vegetal) ou para obtenção de subprodutos como madeira serrada, compensados, laminados, sendo que o Estado é o principal produtor de madeira nativa do Brasil; e) por último, a Siderurgia, em que são cortadas muitas espécies de madeiras para exploração de carvão vegetal, principalmente para o mercado norte-americano (Ferreira & Silva, 2011).

5.3 Exploração seletiva de madeiras e incêndios florestais

A exploração madeireira da floresta tropical, que se refere colher árvores selecionadas, cria redes de estradas florestais facilitadas pelas escavadeiras, matando árvores não colhidas e fragmentando a floresta e seu dossel (Fanin &

Van Der Werf, 2015). O impacto do corte de espécies de baixa densidade e comercialmente valiosas é, frequentemente, subestimado. Devido ao fato de muitas árvores menores serem mortas, o efeito sobre os indivíduos é ainda maior (FEARNSIDE, 2005). Veríssimo et al. (1992) no estudo feito próximo à Paragominas no Pará, identificaram que para cada árvore retirada, 27 outras árvores foram mortas ou severamente prejudicadas, constatando que o processo de corte seletivo resulta em um prejuízo de quase duas vezes o volume de árvores que estão sendo removidas.

A alta umidade retida pelos vegetais e ambiente no ecossistema florestal amazônico, sobretudo no solo e entorno (raízes, resíduos vegetais e liteira), pode dotar de imunidade natural contra queimadas (DE ARAUJO et. al., 2013). Porém, condições anormais climáticas que tem relação com os eventos de El Niño, a Oscilação Multidecanal do Atlântico (AMO) e a Temperatura da água do mar do Atlântico (ALENCAR et. al., 2015), causam secas generalizadas, aumentando a mortalidade das árvores nas margens das florestas e permitindo o acúmulo de folhas secas, sendo combustíveis que favorecem os eventos de fogo.

A dinâmica do fogo na Amazônia foi variável ao longo dos anos, sendo que teve um aumento considerável nos últimos anos (Bush et. al. 2008). Os fatores antrópicos como a supressão vegetal, fragmentação e conversão para áreas degradadas (Alencar et. al., 2015) somados à seca, criam mudanças na quantidade e qualidade da biomassa aérea, nas características físicas e químicas do solo alterando também a distribuição das frações humificadas do solo (Araújo et. al., 2011). A combinação da seca e atividades antrópicas suprimem as defesas do ecossistema e aumentam a vulnerabilidade ao fogo (De Araujo et. al., 2013). Chuvieco et. al. (2014) classificaram a Amazônia como altamente vulnerável ao fogo considerando danos causados esperados, risco de incêndio e valores ecológicos médios a altos que se referem a biodiversidade, fragmentação e conservação do bioma.

A emissão de CO₂ provoca aquecimento e seca (efeito estufa) propiciando condições ambientais ainda mais favoráveis às próprias queimadas e incêndios. Atualmente, as queimadas na região amazônica são apontadas como a maior responsável pela emissão gases de efeito estufa no Brasil (Carvalho et. al. 2010). Os eventos de fogo podem ser de três tipos: a) queimadas originadas de desmatamentos – são resultantes da derrubada e

queima da floresta; b) queimadas em áreas desmatadas - associadas à manutenção e limpeza de pastagens, lavouras e capoeiras; e c) incêndios florestais rasteiros - oriundos de queimadas que escapam ao controle e invadem florestas primárias ou exploradas para madeira (DE ARAUJO et. al., 2013).

Os resultados de Alencar et. al. (2015) mostraram que as diferenças nas propriedades do regime de fogo entre florestas abertas, transicionais e densas indicam que as atividades humanas têm maior influência sobre os regimes de queimadas de florestas em transição e abertas, que estão sendo rapidamente convertidos em campos agrícolas e pastagens. As florestas abertas, seguidas pelas florestas de transição, são as mais afetadas pelas mudanças na sazonalidade do fogo, e também as mais afetadas pelas queimadas, apresentando cicatrizes de fogo dez vezes maiores que a média na floresta densa.

O corte seletivo aumenta consideravelmente a vulnerabilidade da floresta ao fogo. Esta prática aumenta a quantidade de madeira morta no sub-bosque e a probabilidade de incêndios. O dossel danificado permite a penetração da luz e do vento, resultando em microclimas mais secos. As árvores da floresta amazônica não são adaptadas ao fogo e a mortalidade a partir de uma primeira queimada fornece o combustível e a aridez necessários para fazer as queimadas subsequentes (COCHRANE & LAURANCE, 2002; FANIN & VAN DER WERF, 2015).

5.4 Detecção de incêndios florestais e sensoriamento remoto

Diferentes fontes de dados remotos como imagens de satélites e algoritmos permitem a detecção, quantificação e intensidade dos incêndios. Algoritmos de área queimada são menos sensíveis à nebulosidade e à fumaça e são, portanto, mais confiáveis para estudos espaço-temporais, permitindo uma melhor análise da associação espacial entre atributos de paisagem e eventos de queima, enquanto incêndios ativos são melhores para identificar incêndios menores e produzir informação quase real (FANIN & VAN DER WERF, 2015).

Um dos projetos atuais no âmbito da classificação da cobertura do solo no Brasil é o projeto intitulado Mapeamento Anual da Cobertura e Uso do Solo no Brasil – MapBiomas. Esse projeto vem sendo desenvolvido em escala nacional para os biomas brasileiros e têm passado por constantes adaptações à

fim de tentar obter o melhor produto. As diversas classes abordadas no âmbito do projeto foram identificadas e mapeadas com base em imagens das séries *Landsat 5, 7 e 8* (sensores TM, ETM+ e OLI, respectivamente) (GANEM, 2017).

A Análise de Mistura Espectral (*Spectral Mixture Analysis – SMA*), proposta por Smith et al. (1985), é um modelo linear baseado na mistura espectral de dois ou mais componentes ou *endmembers* (ADAMS et al., 1993), que permite representar a variabilidade na composição e iluminação de uma imagem. Os *pixels* da imagem são modelados como a mistura linear de *endmembers*, onde, um *endmember* de sombra é utilizado para representar a variação de iluminação, e um ou mais *endmembers* (não-sombra) para representar os diferentes materiais da imagem.

O conjunto ideal de *endmembers* deve apresentar espectros que, quando combinados linearmente, sejam capazes de reproduzir qualquer espectro da cena sob análise. Os *endmembers* podem ser selecionados de *pixels* puros da própria imagem, medidos em campo ou laboratório, ou então criados como *endmembers* virtuais (ADAMS et al., 1993).

Rashed et al. (2003) recomendaram obter os componentes da própria imagem, pois, dessa forma, há compatibilidade com a resolução espacial da imagem, tornando mais fácil associá-los às feições na cena. Típicos *endmembers* usados na MEM incluem solo, vegetação verde (Green Vegetation – GV), vegetação não-fotossinteticamente ativa (Nonphotosynthetic Vegetation – NPV) e sombra.

5.5 Plataforma Google Earth Engine

Segundo Hird et al. (2017), fazer o *download*, analisar e gerenciar uma série temporal de várias décadas de imagens de satélite em grandes áreas não é viável usando recursos de computação de desktop. No entanto, com o advento de serviços como o GEE, com apenas uma conexão com a Internet é possível acessar, manipular e analisar enormes volumes de dados

O *GEE* é uma plataforma de computação que permite aos usuários executar análises geoespaciais na infraestrutura do Google. Existem várias maneiras de interagir com a plataforma. O Editor de Códigos é um IDE baseado na web para escrever e executar *scripts* (linhas de comando). O *Explorer* é um

aplicativo da web para explorar nosso catálogo de imagens e executar análises simples. As bibliotecas cliente fornecem *wrappers* em Python e JavaScript em torno da API em web. As imagens, atualizadas diariamente, são disponibilizadas para mineração de dados em escala global para permitir a análise de grandes conjuntos de dados (GOOGLE, 2017).

O catálogo de dados abrange um grande repositório de conjuntos de dados geoespaciais disponíveis publicamente, incluindo observações de uma variedade de sistemas de imagens aéreas e de satélite em comprimentos de onda ópticos e não ópticos, variáveis ambientais, previsões climáticas e climáticas, cobertura territorial, topográficas e socioambientais. conjuntos de dados econômicos. Todos esses dados são pré-processados em um formulário pronto para uso, mas que preserva informações, permitindo um acesso eficiente e removendo muitas barreiras associadas ao gerenciamento de dados. (GORELICK ET AL. ,2017)

A interface de programação permite que os usuários criem e executem algoritmos personalizados, e a análise é paralelizada para que muitos processos estejam envolvidos em qualquer cálculo, acelerando consideravelmente o processo. Isso permite que a análise em escala global seja realizada com considerável facilidade, em comparação com a computação em desktop. (KUMAR & MUTANGA, 2018).

6. MATERIAIS E MÉTODOS

6.1 Área de estudo

A área de estudo incluiu todo o território do estado do Pará, com destaque à Floresta Nacional do Carajás, localizada no município de Paraopeba no sudeste do estado do Pará (Figura 1). Foi desenvolvido e aplicar uma metodologia de detecção automática de áreas impactadas por fogo em escala regional e local, que estão inseridos em regiões de grande pressão antrópica sobre os recursos naturais e de ocorrência de incêndios florestais na Amazônia brasileira.

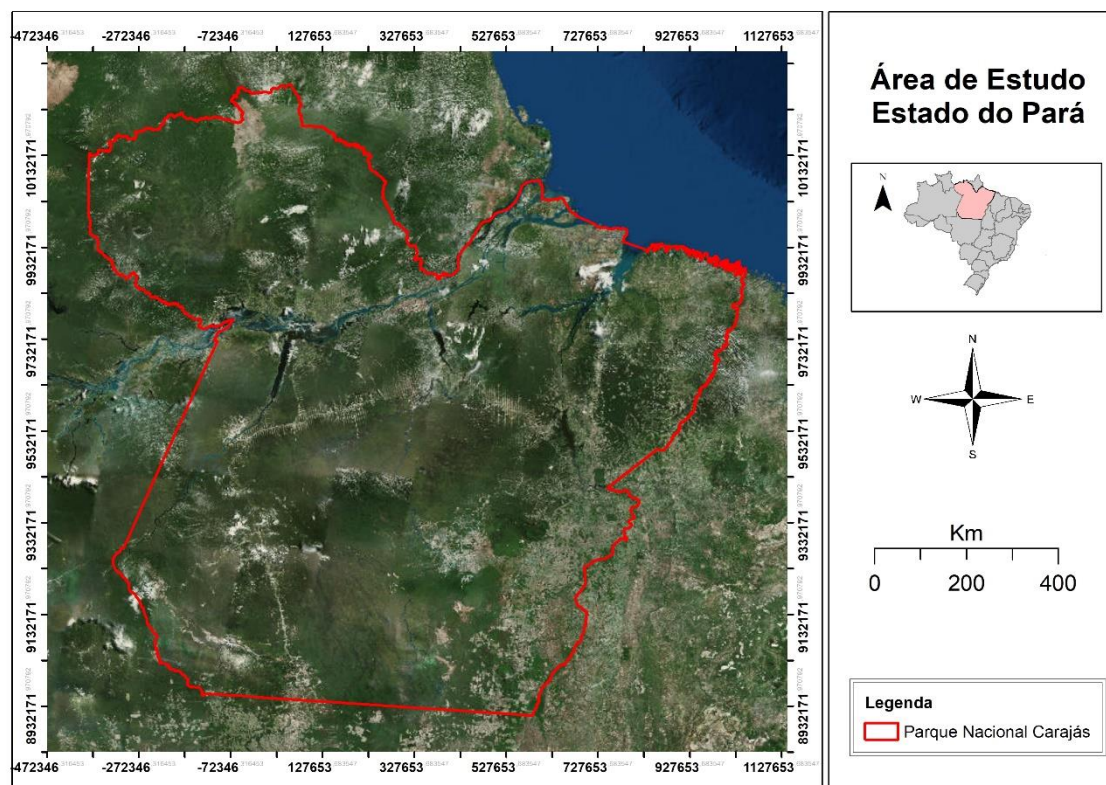


Figura 1- Localização da área de estudo (o estado do Pará) no Brasil

O estado do Pará está localizado na região Norte do Brasil abrangendo um total de 1.245.759,305 Km² de área territorial. A sazonalidade no Estado do Pará é caracterizada por uma estação chuvosa que compreende os meses de dezembro a maio, e por uma estação seca que corresponde ao período de junho a novembro (De Moraes et al. 2005). De acordo com o (INMET, 1992), apud De Moraes et al. (2005, p. 209), o clima local apresenta pequena variação sazonal, com temperaturas médias acima de 25°C em todos os meses do ano. Sendo variável ao longo do ano, com valores menores em fevereiro, o mês da estação chuvosa com elevada nebulosidade, e maiores no mês de outubro, que representa a transição entre o fim do período menos chuvoso e o início do período mais chuvoso. A umidade relativa é elevada, acima de 80%.

O Pará está inserido na Bacia Amazônica, com vegetação correspondente à região florística Amazônica, constituída por Floresta Ombrófila Densa (Amazônica) e Floresta Ombrófila Aberta conhecidas também como “mata-de-cipó”, mais frequentes no Sul do Estado (IBGE, 2012).

Criada em 1998, a Floresta Nacional Carajás (Figura 2) é uma UC administrada pelo Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade

(ICMbio). Com aproximadamente 400 mil hectares (ha) forma parte do mosaico de Conservação de Carajás, que consiste na Floresta Nacional Carajás, a Área de Proteção Igarapé Gelado, a Floresta Nacional de Inacianas, a Reserva Biológica do Tapirapé, a Floresta Nacional do Tapirapé Aquirí e a Reserva Indígena do Xicarem do Catete com uma área de 1,2 milhão de ha, abrigando a maior reserva de mineração do Brasil.

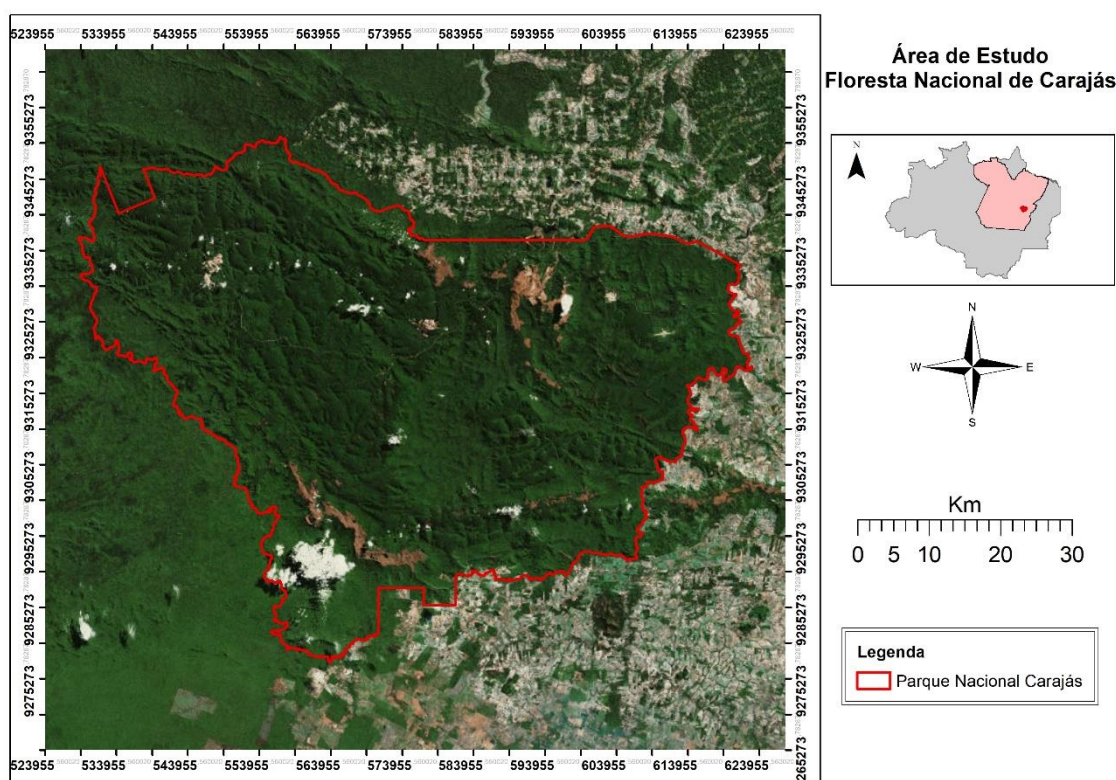


Figura 2 – Localização da Floresta Nacional Carajás no estado do Pará

A Floresta Nacional do Carajás é uma Unidade de Conservação de uso sustentável, inserido numa região de grande pressão antrópica sobre os recursos florestais. E, por isso, é considerada uma área importante a ser monitorada para a ocorrência de incêndios florestais.

6.2 Base de Dados

A plataforma *GEE* foi utilizada no endereço web: <https://code.earthengine.google.com>. Esta plataforma é um Ambiente de Desenvolvimento integrado baseado na web para a API *JavaScript do GEE*. Para acessar a plataforma e a edição de seus códigos de programação, é necessário fazer login com uma Conta do Google autorizada previamente. Os elementos da plataforma estão exemplificados (Figura 3).

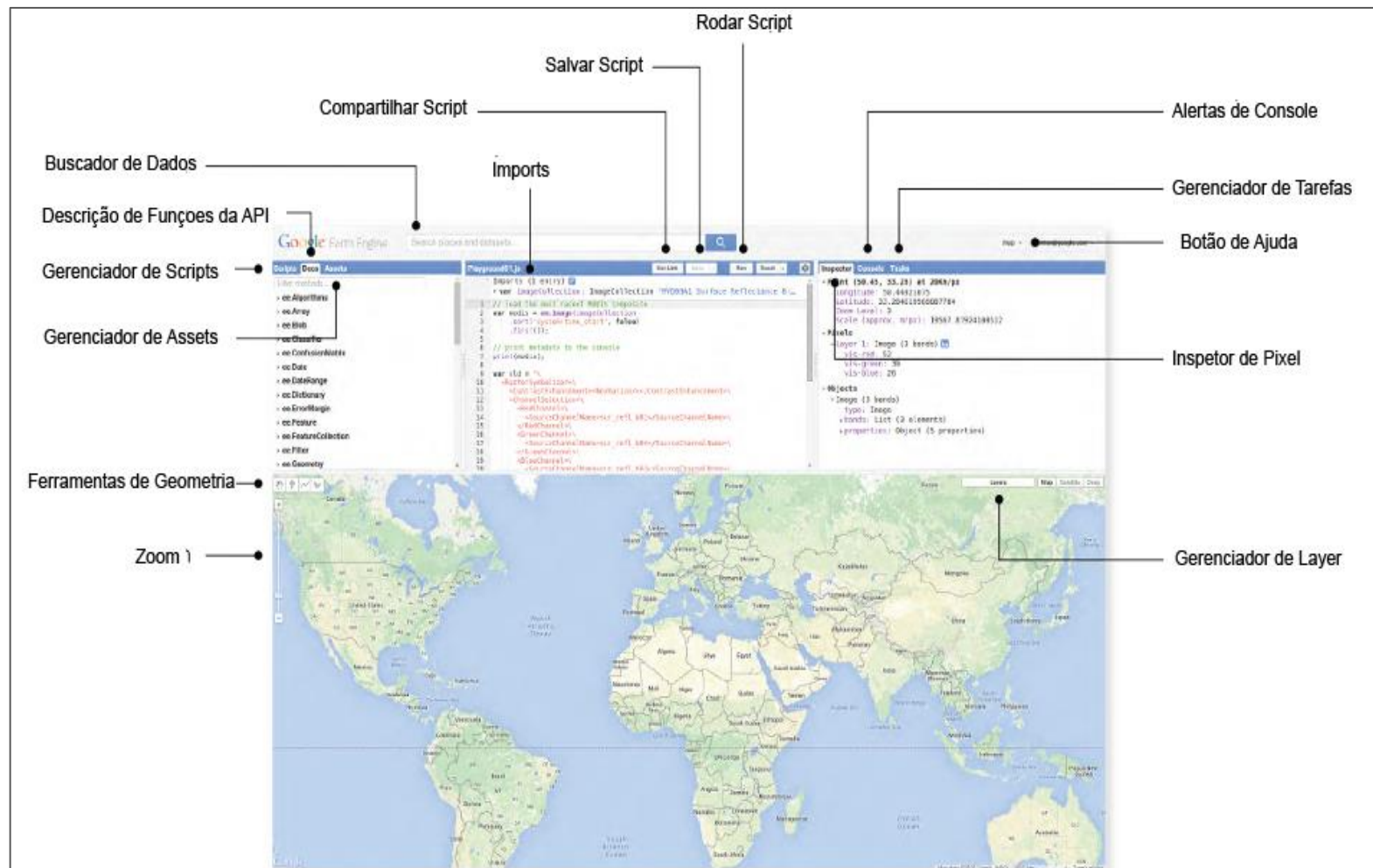


Figura 3 - Interface de Programação do Google Earth Engine (adaptado da página oficial Google Earth Engine, acesso em: junho de 2019).

6.3 Landsat 8 Sensor OLI

A coleção de imagens do *Landsat* usada na plataforma foi a disponibilizada pelo Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS), “USGS *Landsat 8 Surface Reflectance Tier 1*”. Os valores dos *pixels* da coleção referem-se a reflectância da superfície corrigida do ponto de vista atmosférico a partir dos sensores *LANDSAT 8 OLI* (*Operational Land Imager*). Essas imagens contêm 5 bandas visíveis e de infravermelho próximo (VNIR), 2 bandas de infravermelho de ondas curtas (SWIR) processadas para refletância de superfície ortorretificada, e duas bandas de infravermelho termal (TIR) processadas para a temperatura de brilho ortorretificado (Tabela 1). As faixas de dados coletados são empacotadas em imagens sobrepostas, cobrindo aproximadamente 170 km x 183 km, usando uma grade de referência padronizada com resolução espacial de 30 metros e temporal de 16 dias (USGS, 2019).

No presente estudo foi selecionada na coleção das imagens “USGS *Landsat 8 Surface Reflectance Tier 1*” a série de 5 anos a partir do ano de 2013 até 2017, sendo o primeiro ano das atividades do satélite *Landsat 8*, sensor OLI. Para facilitar a detecção das cicatrizes de incêndios florestais foram selecionadas nos meses de maio a setembro abrangendo a época de seca do Estado do Pará. Foi calculada a mediana por pixel nesse período para obter melhor representatividade da área de estudo para obter imagens na detecção de cicatriz de incêndio.

O estado do Pará apresentou dificuldade na obtenção de imagens de certas regiões devido à grande quantidade de nuvens. Como as características de sombra de nuvem se assemelham com as características das feições de cicatrizes de incêndio, tal como vegetação queimada, foi aplicado algoritmos de máscara de nuvens. Seguindo a metodologia do estudo do Zhu e Woodcock (2012), o produto da máscara de nuvens requer de entradas de dados de refletâncias no topo da atmosfera e temperatura de brilho, separando os pixels considerados nuvens como potenciais “95 de pixels em céu claro”. Seguindo o mesmo estudo foi gerado o produto do efeito de sombreamentos das nuvens a partir da região do infravermelho, junto com a inclinação do sensor sobre a superfície terrestre.

Tabela 1- Características das Bandas Landsat 8, sensor OLI.

Nome	Unidade	Escala	Comprimento de Onda (µm)	Descrição
B1	-	0,0001	0.435-0.451 µm	Banda 1 (ultra Azul) surface reflectance
B2	-	0,0001	0.452-0.512 µm	Banda 2 (Azul) surface reflectance
B3	-	0,0001	0.533-0.590µm	Banda 3 (Verde) surface reflectance
B4	-	0,0001	0.636-0.673 'dm	Banda 4 (Vermelho) surface reflectance
B5	-	0,0001	0.851-0.879 pm	Banda 5 (near infrared) surface reflectance
B6	-	0,0001	1.566-1.651 pm	Banda 6 (shortwave infrared 1j surface reflectance
B7	-	0,0001	2.107-2.294 pm	Banda 7 (shortwave infrared 2) surface reflectance
B10	Kelvin	0,1	10.60-11.19 urn	Banda 10 Brilho de Temperatura
B11	Kelvin	0,0001	11.50-12.51 pm	Banda 11 Brilho de Temperatura

6.4 **Máscara de áreas naturais e não naturais**

Os dados de uso da terra do Mapbiomas, uma iniciativa multi-institucional que prove produtos das transformações do território brasileiro a partir do mapeamento anual da cobertura e uso do solo do Brasil, foram utilizados para produzir máscaras anuais de áreas naturais (áreas com cobertura florestal predominante) e não-naturais (áreas antropizadas), que correspondem à reclassificação dos dados originais preparados para cada ano desta análise pelo Mapbiomas. Com isso, a técnica desenvolvida no presente estudo para detecção de áreas atingidas por fogo apenas em áreas de floresta remanescentes no estado do Pará, ou seja, detecção de cicatrizes de incêndios florestais propriamente ditos.

Os dados de uso e cobertura da terra do Mapbiomas foram exportados em arquivos *.TIF para o Google Drive considerando o limite do Estado do Pará e selecionados por ano no período 2013 a 2017, usando o *script* “*mapbiomas-user-toolkit-download.js*”.

A reclassificação consistiu na alteração do código de classificação dos *pixels* das classes do uso e ocupação do solo (Tabela 2) da metodologia utilizada para gerar as camadas de cobertura da terra do Mapbiomas (<http://mapbiomas.org>).

A reclassificação incluiu o agrupamento das 22 classes apresentadas em apenas duas classes, sendo estas 0 = Não Naturais, 1 = Naturais (Tabela 3). As classes originais do arquivo do Mapbiomas: *No data*, Floresta Plantada, Área Úmida Natural, Não Florestal, Pastagem, Agricultura, Mosaico de Agricultura ou Pastagem, Praia e Duna, Infraestrutura Urbana, Outras Áreas não Vegetadas, Rio, Lago e Oceano, Afloramento Rochoso, Mineração, Aquicultura e Apicum foram agrupadas na classe “Não naturais”. E as classes originais do mesmo arquivo: Formação Florestal, Formação Savânica, Mangue e Formação Campestre e Outra Formação não Florestal, foram agrupadas na classe “Naturais”.

Tabela 2 - Classes do uso e ocupação do solo MapBiomass e Reclassificação, onde 0 = Não Naturais (antropizadas) e 1 = Naturais (vegetação nativa remanescente).

Nível 1	Nível2	Nível 3	Código de Classe	Nova Classe
0. No Data	No Data	No Data	0	0
1. Floresta	Floresta Natural	Formação Florestal	3	1
1. Floresta	Floresta Natural	Formação Savânica	4	1
1. Floresta	Floresta Natural	Mangue	5	1
1. Floresta	Floresta Plantada		9	0
2. Formação Natural não Florestal	Área Úmida Natural não Florestal		11	0
2. Formação Natural não Florestal	Formação Campestre		12	1
2. Formação Natural não Florestal	Outra Formação não Florestal		13	1
2. Formação Natural não Florestal	Apicum		32	0
3. Agropecuária	Pastagem		15	0
3. Agropecuária	Agricultura	Culturas Anuais e Perenes	19	0
3. Agropecuária	Agricultura	Culturas Semi-Perenes	20	0
3. Agropecuária	Mosaico de Agricultura ou Pastagem		21	0
4. Área não Vegetada	Praia e Duna		23	0
4. Área não Vegetada	Infraestrutura Urbana		24	0
4. Área não Vegetada	Outras Áreas não vegetadas		25	0
4. Área não Vegetada	Afloramento Rochoso		29	0
4. Área não Vegetada	Mineração		30	0
5. Corpo D'água	Rio, Lago e Oceano		26	0
5. Corpo D'água	Aquicultura		31	0
5. Corpo D'água	Rio, Lago e Oceano		33	0
6. Não Observado			27	0

6.5 Outras bases de dados

Foi utilizado o limite geográfico (polígono) do estado do Pará disponibilizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) na página da web: <https://mapas.ibge.gov.br/bases-e-referenciais/bases-cartograficas/malhas-digitais>. O limite geográfico (polígono) da Floresta Nacional dos Carajás utilizado foi adquirida da página da web do Ministério do Meio Ambiente (MMA): <http://www.mma.gov.br/areas-protegidas/cadastro-nacional-de-ucs/dados-georreferenciados.html>.

6.6 Métodos de Geoprocessamento (rotina de programação)

O processamento digital das imagens foi realizado utilizando a ferramenta *GEE*, usando a própria biblioteca de programação, estabelecendo os parâmetros do *script* e avaliando as diferenças de reflectância no terreno durante o período 2013 a 2017. As atividades de pré-processamento ao desenvolvimento do *script* principal foram carregar os arquivos nos servidores da Google (*upload*) dos arquivos *rasters* do Mapbiomas, os polígonos dos limites das Unidades de Federação do IBGE e das UC do MMA. Com os dados devidamente carregados na biblioteca da plataforma (*Assets*), iniciou-se a rotina de programação.

6.7 Definição dos *endmembers*

Os parâmetros GV (*Green Vegetation*), NPV (*Non- Photosynthetic Vegetation*), SOIL e SHADE se referem à vegetação verde, vegetação não fotosinteticamente ativa, solo e sombra, respectivamente, e seus valores são derivados do Modelo Espectral de Mistura (MEM). Para definição dos valores dos *endmembers* (GV, NPV, SOIL, SHADE) do modelo MEM (Tabela 4) foram obtidos seguindo os valores de refletância sugerido por Ganem (2017).

Tabela 3 - Tabela dos Valores dos Endmembers.

Parâmetros	Bandas					
	B2	B3	B4	B5	B6	B7
GV	119	475	169	6250	2399	675
NPV	4031	3714	7900	8989	7002	6607
SOIL	1799	2479	3158	5437	7707	6646
SHADE	1514	1597	1421	3053	7707	1975

Adicionalmente foi utilizada a ferramenta “inspector” da plataforma para a identificação dos valores de incêndio dos parâmetros (GV, NPV, SOIL e SHADE) com os *endmembers*. Os valores obtidos dessa inspeção foram definidos em áreas de incêndios. A partir desse ponto foi definida a variável incêndio no código principal para cada ano, usando as variáveis *endmembers* com os valores de inspeção em que as feições das cicatrizes de incêndios florestais pertenciam.

6.8 Matriz de confusão

Para avaliar a acurácia da detecção de cicatrizes de incêndios, foi utilizado a matriz de confusão conforme sugerido por DE MOURA et al (2015). A partir da máscara de áreas naturais do ano de 2014 foram aleatorizados 250 pontos, posteriormente analisados sobre a coleção Landsat 8 utilizada para a detecção automática, a observação foi feita na própria plataforma do GEE. Os pontos foram aleatorizados usando a ferramenta “*Add Random Points*” do ArcGIS® 10.3 e exportados via “*ASSETS*” para plataforma GEE. Cada ponto aleatorizado foi checado visualmente por fotointerpretação observando as feições de cicatriz de incêndio e comparando com as classes de detecção de incêndios.

Com base nos dados tabelados em uma matriz de confusão possível aplicar o cálculo da exatidão global, acurácia do produtor, acurácia do usuário, Erro de Omissão e Erro de Comissão.

7. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Foram programadas um total de 527 linhas de código (Apêndice 1) em Java Script utilizando a rotina de programação (Figura 4) com a finalidade de detectar as feições de florestas atingidas por fogo no estado do Pará e na Flona Carajás usando a coleção de dados do *United States Geological Survey* “USGS Landsat 8 Surface Reflectance Tier”.]

7.1 Desmatamento ocorrido entre 2013 e 2017

Primeiramente, com a reclassificação dos dados de uso e cobertura da terra do estado do Pará, preparado pelo projeto Mapbiomas, foi possível separar as áreas naturais das não naturais no período de 2013 a 2017 (Tabela 5). Além de estimar o desmatamento ocorrido na área e período de estudo, as áreas naturais foram usadas posteriormente como máscara no algoritmo de detecção de cicatrizes de incêndios florestais para cada ano respectivamente. Com isso, observou-se que o período de estudo, o maior aumento do desmatamento ocorreu entre 2013 e 2014, abrangendo um total de 215067 hectares de florestas desmatadas.

Tabela 4 - Áreas Naturais e Não Naturais do Estado do Pará

Estado do Pará		
Ano	Naturais(ha)	Não Naturais(ha)
2013	103.939.042,32	22.174.096,23
2014	103.719.582,54	22.389.163,65
2015	103.536.248,40	22.571.957,79
2016	103.340.029,59	22.768.176,60
2017	103.176.334,08	22.931.872,11

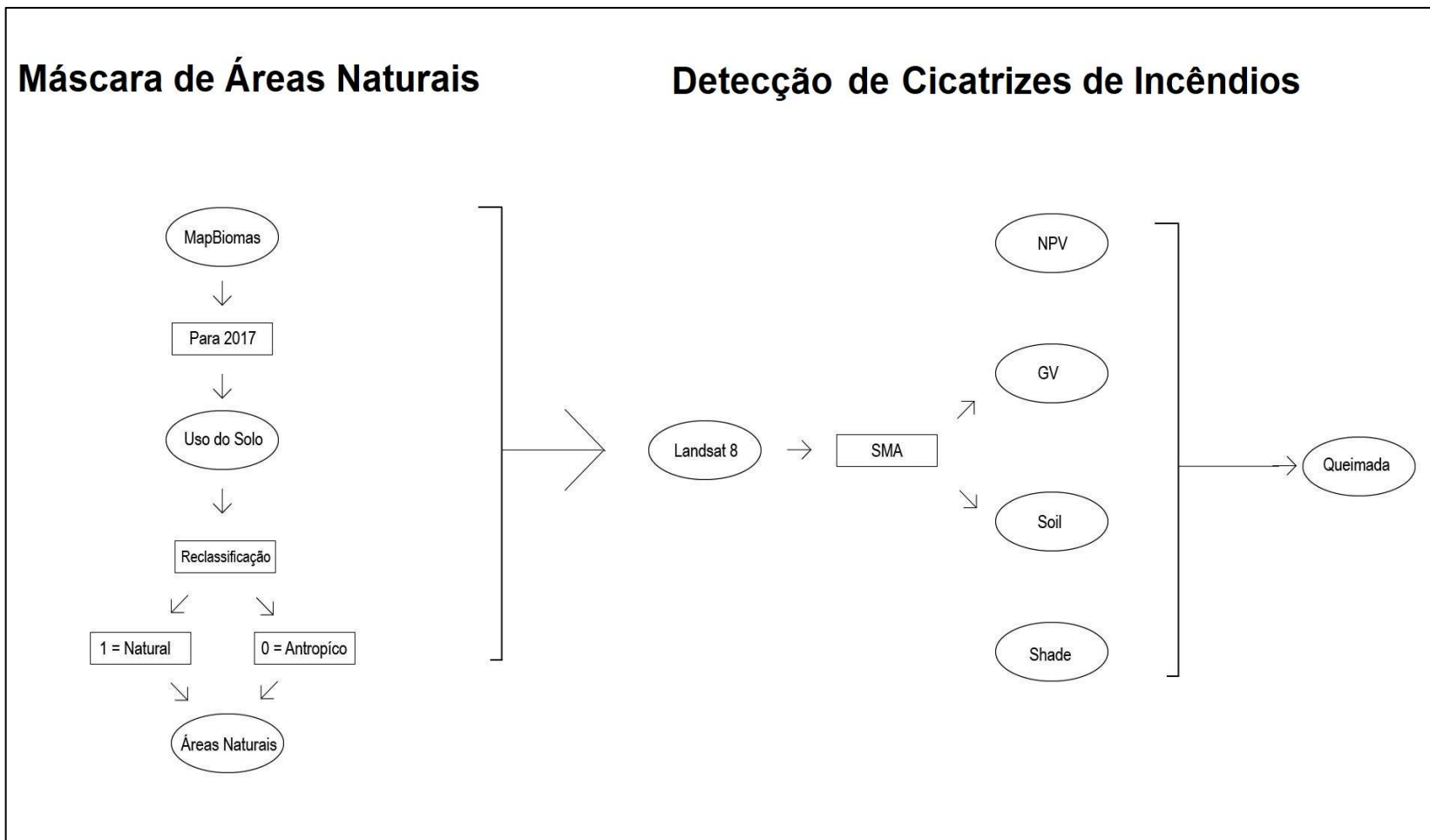


Figura 4 – Fluxo metodológico da programação para detecção de cicatrizes (áreas impactadas) por fogo na área e período de estudo

Na Floresta Nacional do Carajás (Tabela 6), foram desmatados 1.744 hectares de floresta no período de estudo, sendo que 1.600 hectares foram desmatados apenas entre 2015 e 2016.

Tabela 5 - Áreas Naturais e Não Naturais do Floresta Nacional de Carajás

Áreas Naturais Parque Nacional Carajás		
Ano	Naturais(ha)	Não Naturais(ha)
2013	388.719,45	7.402,41
2014	388.783,80	7.338,06
2015	387.519,93	8.601,93
2016	385.919,82	10.202,04
2017	386.975,34	9.146,52

Embora a área desmatada seja relativamente pequena comparada com a área total desta Floresta Nacional, trata-se de uma área protegida onde o desmatamento não poderia estar ocorrendo e, portanto, provavelmente todo desmatamento ocorrido pode ser considerado ilegal.

7.2 Desenvolvimento da técnica de detecção automática

Para o desenvolvimento e aplicação da técnica de detecção automática de áreas impactadas por fogo aplica-se a máscara das áreas desmatadas, deixando apenas florestas nas imagens e a definição de parâmetros SMA (Spectral Mixture Analysis) (Figura 5). Assim, as cicatrizes de incêndios florestais foram detectadas segundo o objetivo do estudo. Entretanto, o uso desses parâmetros não foi suficiente para discriminar algumas feições (rios e sombras) com comportamento espectral semelhante ao de áreas queimadas na região de estudo.

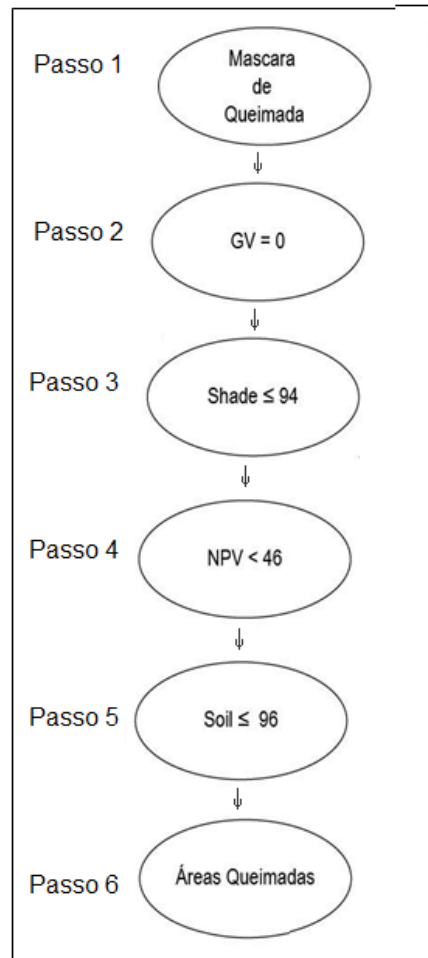


Figura 5 – Definição dos parâmetros usados na árvore de decisão para detecção das áreas queimadas usando o modelo SMA (*Spectral Mixture Analysis*)

Com a finalidade de reduzir as características como margem de rio, sombras e porções de areias no meio dos rios, como mencionado anteriormente, redefiniu-se os valores dos parâmetros do modelo SMA para detecção das áreas atingidas pelo fogo (Figura 6). Nesse caso, o parâmetro *Shade* ≤ 94 foi alterado para *Shade* ≤ 2. Assim, foi possível identificar outras feições nas imagens como corpos de água (rios), sombras de relevos ondulados e porções de areias no meio dos rios. A detecção dessas feições adicionais foi importante para ampliar a acurácia da classificação automática, pois costumam causar confusão com as áreas atingidas por fogo na região de estudo. Com isso, a detecção se limitou apenas as áreas afetadas por fogo em incêndios florestais, reduzindo o erro do classificador.

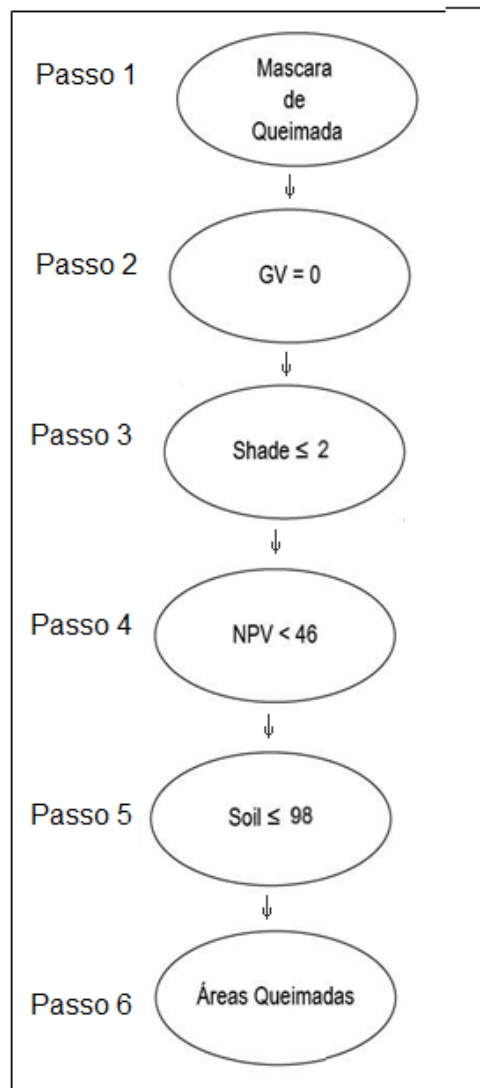


Figura 6 – Definição dos parâmetros usados na árvore de decisão para detecção das áreas queimadas usando o modelo SMA (Spectral Mixture Analysis) com o parâmetro $\text{Shade} \leq 94$ ajustado para $\text{Shade} < 2$.

7.3 Avaliação da acurácia do algoritmo de detecção

Com a avaliação do algoritmo de detecção pela matriz de conservação observa-se que todas as áreas detectadas atingidas pelo fogo, são de fato caracterizado como definido pela classe. A algoritmo atingiu exatidão global de 90,8% ainda sim a omissão da classe de fogo representou uma omissão de áreas atingidas por fogo 67,65% (Tabela 8).

Tabela 6 - Matriz de Confusão do algoritmo de detecção de fogo atingido por fogo.

True	Classe		Total	Acurácia Usuário	Erro Omissão
	Não Fogo	Fogo			
Não Fogo	216	0	216	100,00%	0,00%
Fogo	23	11	34	32,35%	67,65%
Total	239	11	250	-	-
Acurácia Produtor	90,38%	100,00%			
Erro Comissão	9,62%	0,00%			

Os resultados da matriz de confusão indicam que a detecção das cicatrizes de fogo foi subestimada para a área de estudo. Assim a detecção feita pelo algoritmo pode ser considerada conservadora, pois apresentou menor erro de Comissão e Maior erro de Omissão como explicado em Piontekowski et al. (2014). De modo mais pragmático, a detecção foi muito efetiva em garantir que todas as áreas detectadas como cicatrizes de fogo, foram realmente atingidas por fogo. Por outro lado, algumas áreas atingidas por fogo não foram detectadas apropriadamente pelo algoritmo utilizado nesta pesquisa. A inspeção visual sobre as imagens Landsat indica que as áreas não detectadas eram cicatrizes de fogo menos intenso ou quando ocorridos em semanas anteriores.

7.4 Resultado da detecção das áreas atingidas por fogo

Na detecção do algoritmo de cicatriz de incêndios florestais é apresentado a imagem do satélite Landsat-8 (Figura 7A), onde ocorreu um incêndio florestal com feições características. A imagem de satélite juntamente com a detecção da área de incêndio florestal identificada pelo algoritmo (Figura 7B), excluindo solo exposto e o lago no canto médio direito.

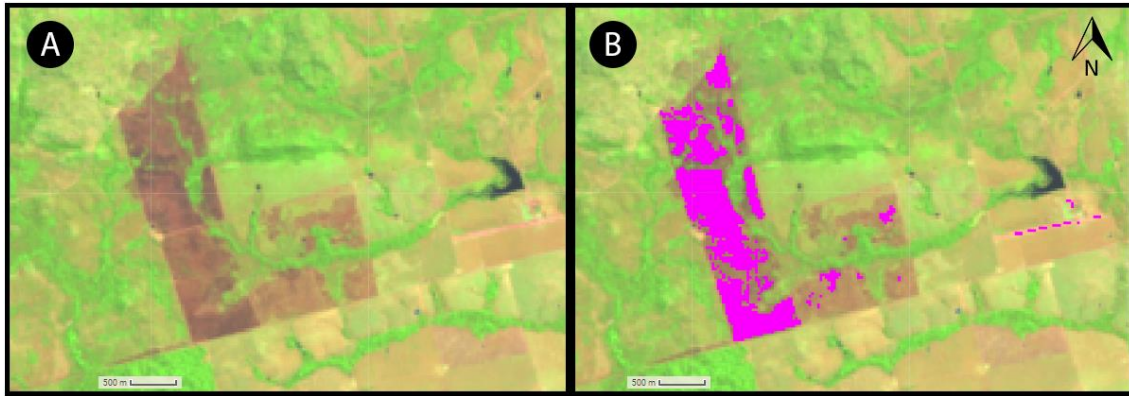


Figura 7 - Exemplo da Detecção do Algoritmo de cicatriz de Incêndios Florestais, apresentando a imagem Landsat-8 na composição colorida RGB 5/4/3 (A) e a área atingida por fogo ou cicatriz de fogo (cor magenta) sobrepondo a imagem Landsat (B).

Seguindo o desenvolvimento da técnica de detecção usando o algoritmo de cicatriz de incêndios florestais (Figura 8A), é apresentado (Figura 8B) a imagem de satélite juntamente com a detecção da área de incêndio florestal identificada pelo algoritmo, excluindo solo exposto e o lago no canto médio direito. Ao aplicar a máscara de áreas naturais sobre o algoritmo de detecção de cicatriz de incêndios, observou-se que a área de incêndio florestal detectada foi reduzida comparada com a imagem sem a máscara aplicada (Figura 8A). A utilização da mediana para gerar o uso e cobertura da terra na metodologia do Mapbiomas possibilitou a delimitação anual das classes de uso e cobertura da terra, condicionando a uma variação na detecção de áreas naturais em curto período de tempo, como o período considerado nesse estudo. Estudos desenvolvidos na área indicaram discrepâncias detectadas pelo Mapbiomas (Maurano e Escada, 2019).

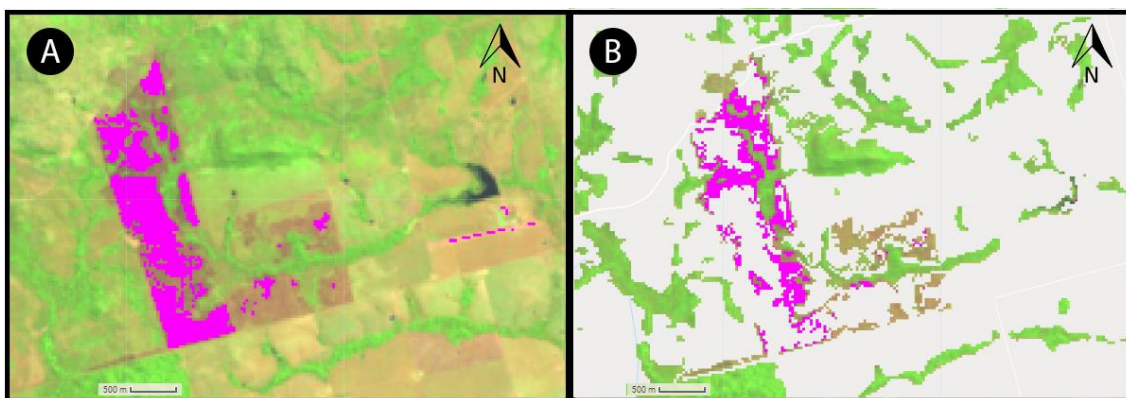


Figura 8 - Exemplo da Detecção do Algoritmo de Incêndios Florestais sem o uso da máscara de Natural e não Natural (Figura 8A) e com o uso da máscara (Figura 8B)

7.5 Incêndios florestais detectados

As áreas de incêndios no estado do Pará (Tabela 7) totalizaram 52.188,84 ha nos cinco anos analisados (período 2013-2017), representando uma área de 0,42% em relação ao estado do Pará, sendo que em 2014 foram detectados 14.942,97 ha, a maior área de incêndio no período de estudo. A área Queimada pode parecer irrelevante, mas se for interpretado como as áreas atingidas pelo fogo em áreas florestais, significa que se perde em média 10437.768 ha ao ano por fogo de cobertura florestal.

Tabela 7 - Áreas de cicatrizes de fogo detectadas no estado do Pará

Ano	Áreas Detectadas (ha)
2013	7.230,96
2014	14.942,97
2015	10.322,82
2016	11.727,36
2017	7.964,73
Total	52.188,84

As cicatrizes de incêndios identificados detectados neste estudo se concentraram na região sudeste do estado do Pará (Figura 9), semelhante ao observado por Matricardi et al. (2013) em estudo realizado para os anos de 1992, 1996 e 1999. Segundo Martins et al. (2015, p. 2), “A região do sudeste paraense

caracteriza-se como uma das áreas onde ocorreram mudanças radicais no uso do solo, devido à instalação de projetos de mineração, grilagem de terras, exploração de garimpos, exploração madeireira e desmatamento para pecuária e agricultura. Para este último, a atividade predominante é a prática do corte e queima (Morello & De Melo Ferreira, 2019), na qual os proprietários suprimem a vegetação por corte raso (“broca”) e, em seguida, a área é queimada (Embrapa 2001) com a intenção de limpar e aumentar a fertilidade do solo. Estudos mostraram que no estado do Pará existe uma tendência ascendente de focos de calor (De Rodrigues et al. 2007), sendo alto a crítico o risco de fogo, especificamente na porção Leste do Sudeste paraense (INPE, 2018), também observado nos resultados deste estudo.

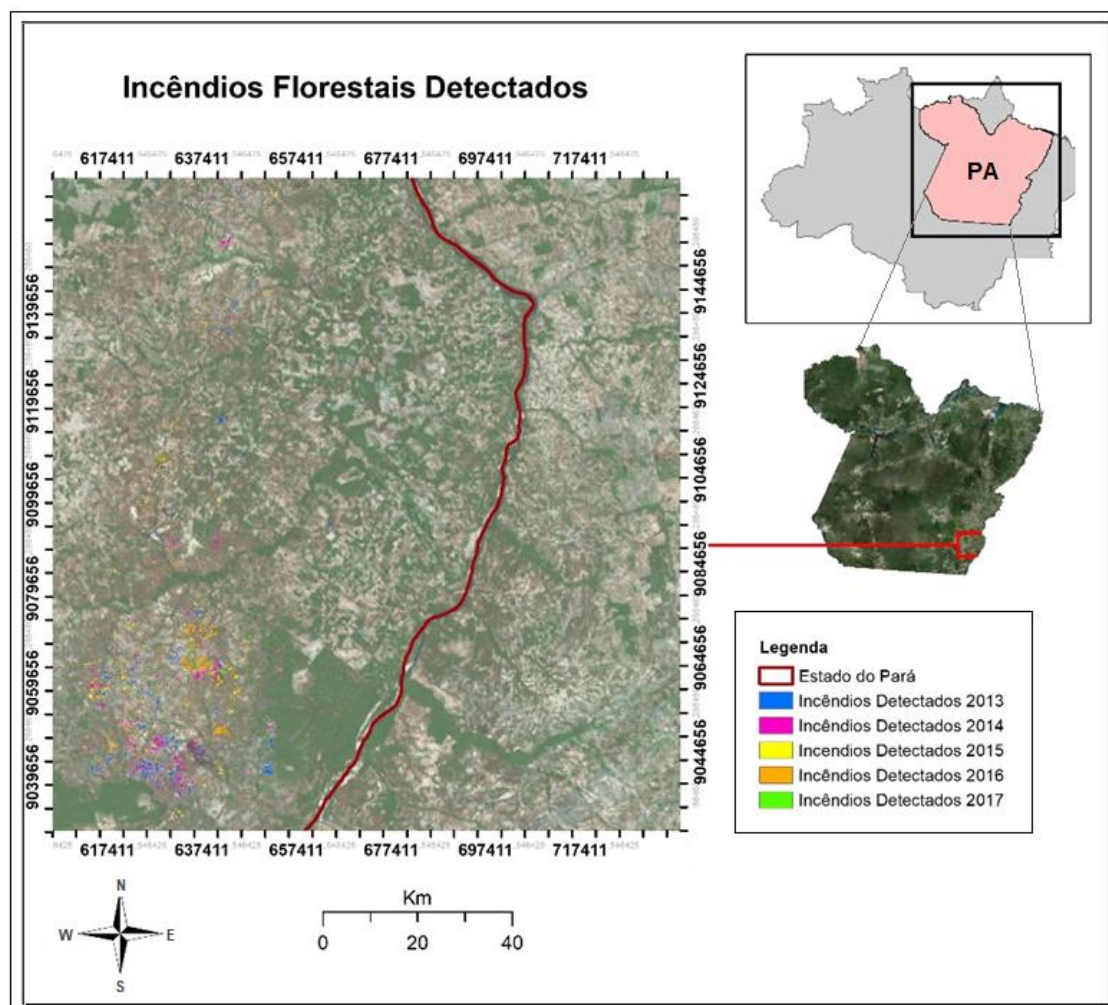


Figura 9- Áreas de Incêndio Detectadas no Estado do Pará

7.6 Floresta Nacional Carajás

As cicatrizes incêndios detectados na Floresta Nacional de Carajás (Figura 10) se concentram no sul e norte da UC, próximas às áreas de mineração. De acordo com De Souza (2012) as ocorrências de incêndios florestais na Flona do Carajás são 95% atribuídas a causas antrópicas e 5% atribuídas as causas naturais, explicando a ocorrência desses incêndios nas áreas próximas das atividades de mineração.

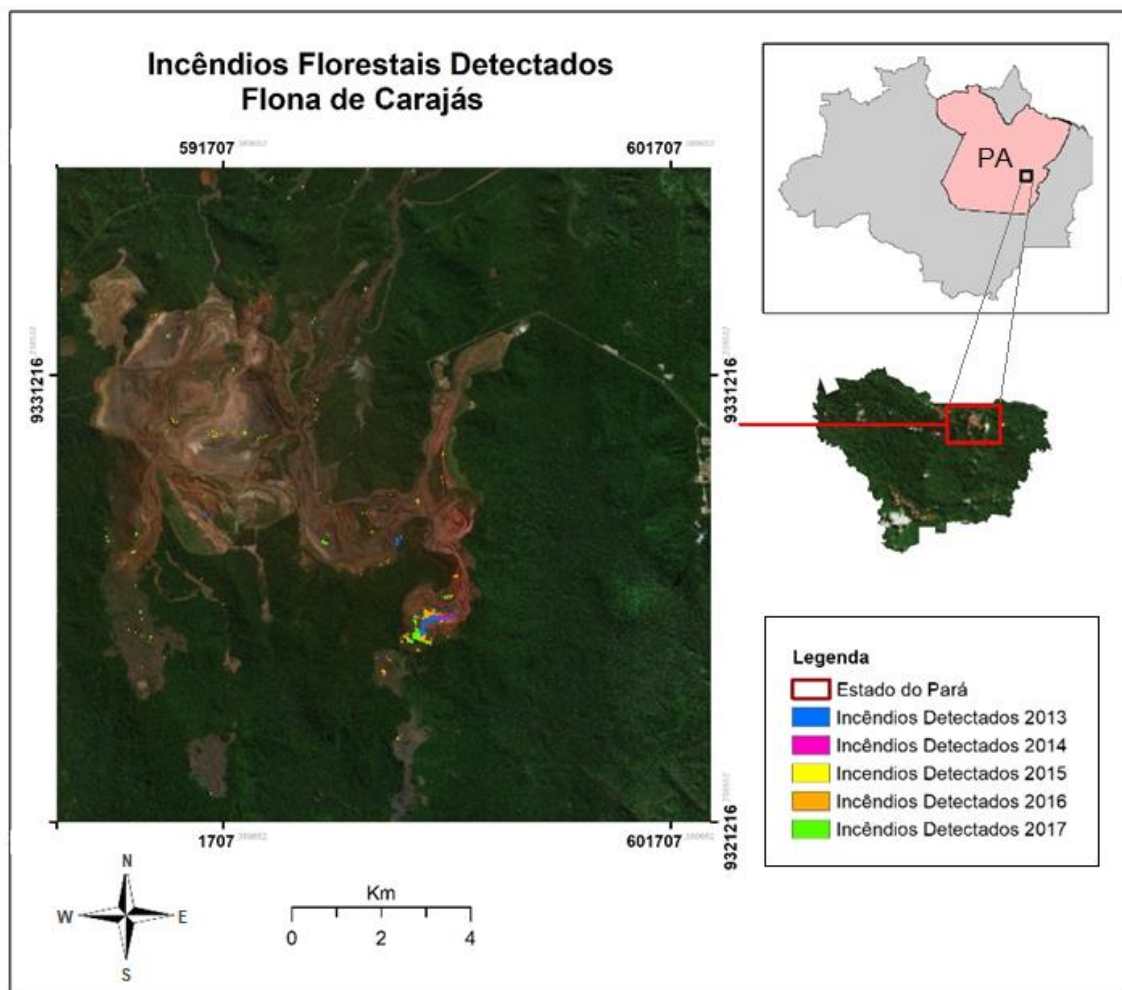


Figura 10 - Mapa de Áreas de Incêndio Detectadas na Floresta Nacional do Carajás

As áreas de cicatrizes de incêndios detectadas na Floresta Nacional de Carajás (Tabela 8) totalizaram 200,88 há representando uma área de 0,05% da área total da unidade de conservação, sendo que em 2015 foram detectados 84,33 ha, a maior área de incêndio no período de estudo. Segundo os dados de

focos de queima da vegetação do estado do Pará (INPE, 2017) os incêndios florestais se concentram no centro norte da Floresta Nacional de Carajás próxima a área de mineração, corroborando a área identificada no presente trabalho.

Tabela 8 - Áreas de Incêndio Detectadas na Floresta Nacional do Carajás

Floresta Nacional do Carajás	
Ano	Áreas Detectadas (ha)
2013	13,77
2014	13,41
2015	84,33
2016	33,93
2017	55,44
Total	200,88

Outros estudos realizados para detectar cicatrizes incêndios florestais corroboraram que a perda e degradação da floresta está associada ao uso do fogo na Amazônia brasileira, como Pinto et al. (2018), que demonstrou que a floresta foi a mais afetada em comparação a outras classes de uso, sendo que quanto maior a recorrência da área, maior a perda da floresta. Matricardi et al. (2013) concluiu que os incêndios florestais foram responsáveis pelo maior impacto na cobertura do dossel, causando uma média de 18,8% de perda do dossel e a média ainda maior de 27,5% de perda do dossel se os resultados de incêndios florestais e extração seletiva foram combinados. Considerando esses estudos e os resultados do presente trabalho, os incêndios florestais constituem uma prática desenvolvida na região que estão associadas a atividades econômicas, porém, representam uma ameaça em termos de ecologia, climatologia e geologia.

8. Conclusões

- A técnica desenvolvida nesta pesquisa usando dados e ferramentas do *GEE* aliados a técnica da Análise de Mistura Espectral foi eficiente na detecção de áreas atingidas por fogo na área de estudo, com potencial para aplicação em áreas maiores, como toda a Amazônia e Cerrado. Neste caso, serão necessários adaptação nos parâmetros do modelo utilizado para o Pará, de forma a possibilitar maior acurácia na detecção para cada região de interesse.
- As áreas de maior concentração de cicatrizes de fogo identificadas no estado do Pará localizam-se na região sudeste, sendo 2014 o ano com maior área de incêndio detectada. Na região Norte da Floresta Nacional de Carajás destacou-se por apresentar maior concentração das cicatrizes, sendo 2015 o ano com maior área de incêndio.
- A partir da metodologia desenvolvida no presente estudo é possível a detecção de áreas atingidas por incêndios florestais. Esta técnica pode ser aprimorada utilizando análises temporais ajustando os parâmetros (valores) dos *endmembers* utilizados no modelo de mistura espectral ao longo do período e diferentes regiões de interesse, permitindo estimativas mais precisas. Finalmente, esse estudo contribuiu com a automatização de detecção de cicatrizes de incêndios em ambientes de desenvolvimento na nuvem, que se pode tornar uma ferramenta de grande potencial, a fim de monitorar de forma rápida e em escala regional áreas atingidas por fogo, concentrando esforços intelectuais para melhorar os algoritmos, os deixando mais eficientes.

9. Referências Bibliográficas

- ADAMS, John B. **Imaging spectroscopy: Interpretation based on spectral mixture analysis. Remote geochemical analysis: Elemental and mineralogical composition**, p. 145-166, 1993.
- ALENCAR, Ane A. et al. **Landscape fragmentation, severe drought, and the new Amazon forest fire regime**. Ecological applications, v. 25, n. 6, p. 1493-1505, 2015.
- ARAÚJO, Edson Alves et al. **Impacto da conversão floresta-pastagem nos estoques e na dinâmica do carbono e substâncias húmicas do solo no bioma Amazônico**. Acta amazonica, v. 41, n. 1, 2010.
- BRAZIL. SECRETARIA DE POLÍTICAS DE DESENVOLVIMENTO REGIONAL; BRAZIL. MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE. SECRETARIA EXECUTIVA. **Plano Amazônia Sustentável: diretrizes para o desenvolvimento sustentável da Amazônia Brasileira**. Ministério do Meio Ambiente, 2008.
- BUSH, Mark B. et al. **Fire, climate change and biodiversity in Amazonia: a Late-Holocene perspective**. Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences, v. 363, n. 1498, p. 1795-1802, 2008.
- CAMPOS, Milton César Costa et al. **Variabilidade espacial dos atributos físicos em um Argissolo Vermelho sob floresta**. Comunicata Scientiae, p. 168-178, 2013
- COHEN, Julia Clarinda Paiva et al. **Influência do desmatamento sobre o ciclo hidrológico na Amazônia**. Ciência e Cultura, v. 59, n. 3, p. 36-39, 2007.
- CHAMBOULEYRON, Rafael. Plantações, sesmarias e vilas. **Uma reflexão sobre a ocupação da Amazônia seiscentista**. Nuevo Mundo Mundos Nuevos. Nouveaux mondes mondes nouveaux-Novo Mundo Mundos Novos-New world New worlds, 2006.
- CHUVIECO, Emilio et al. **Integration of ecological and socio-economic factors to assess global vulnerability to wildfire**. Global Ecology and Biogeography, v. 23, n. 2, p. 245-258, 2014.

- CLEMENT, Charles R.; HIGUCHI, Niro. **A floresta amazônica e o futuro do Brasil**. Ciência e Cultura, v. 58, n. 3, p. 44-49, 2006.
- COCHRANE, Mark A.; LAURANCE, William F. **Fire as a large-scale edge effect in Amazonian forests**. Journal of Tropical Ecology, v. 18, n. 3, p. 311-325, 2002.
- DE ARAUJO, Henrique José Borges et al. **Danos provocados pelo fogo sobre a vegetação natural em uma floresta primária no Estado do Acre**, Amazônia brasileira. Embrapa Acre-Artigo em periódico indexado (ALICE), 2013
- DE MORAES, Bergson Cavalcanti et al. **Variação espacial e temporal da precipitação no estado do Pará**. Acta Amazon, v. 35, p. 207-217, 2005.
- DE MOURA FERNANDES, Márcia Rodrigues et al. **Mudanças do uso e de cobertura da terra na região semiárida de Sergipe**. 2015.
- DE RODRIGUES, M. A. C.; MIRANDA, Izildinha Souza; KATO, M. D. S. A. **Estrutura de florestas secundárias após dois diferentes sistemas agrícolas no nordeste do estado do Pará, Amazônia Oriental**. Embrapa Amazônia Oriental-Artigo em periódico indexado (ALICE), 2007.
- FANIN, T.; VAN DER WERF, G. R. **Relationships between burned area, forest cover loss, and land cover change in the Brazilian Amazon based on satellite data**. Biogeosciences, v. 12, n. 20, p. 6033-6043, 2015.
- FEARNSIDE, Philip M. **Desmatamento na Amazônia brasileira: história, índices e consequências**. Megadiversidade, v. 1, n. 1, p. 113-123, 2005.
- GANEM, Khalil Ali. **Classificação da cobertura do solo na Caatinga a partir de imagens do Landsat-8 e da ferramenta Google Earth Engine: uma comparação entre dados com e sem correção atmosférica**. 2017.
- GORELICK, Noel et al. **Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone**. Remote Sensing of Environment, v. 202, p. 18-27, 2017.
- IBGE. **Manual técnico da vegetação brasileira**. Manuais técnicos em geociências, v. 1, 2012.
- IBGE, **ShapeFiles das unidades Federativas do Brasil 2010**, 2010. Disponível em: <https://mapas.ibge.gov.br/bases-e-referenciais/bases-cartograficas/malhas-digitais> Acesso em: 23 de jun. de 2019.

INPE, Projeto PRODES. **Monitoramento da cobertura florestal da Amazônia por satélites**. Sistemas PRODES, DETER, DEGRAD e queimadas, 2011.

INPE, **Boletim mensal de focos de incêndios do mês de agosto de 2017**, 2017. Disponível em: https://www.semas.pa.gov.br/wp-content/uploads/2017/09/Boletim_Mensal_Queimadas_Agosto_2017.pdf

Acesso em: 23 de jun. de 2019,.

INPE, **Boletim mensal de focos de incêndios do mês de setembro de 2018**, 2018. Disponível em: https://www.semas.pa.gov.br/wp-content/uploads/2016/01/Boletim_Mensal_Queimadas_09_2018_V03.pdf

Acesso em: 23 de jun. de 2019.

HIRD, Jennifer et al. **Google Earth Engine, open-access satellite data, and machine learning in support of large-area probabilistic wetland mapping**. Remote Sensing, v. 9, n. 12, p. 1315, 2017.

KEY, Carl H.; BENSON, Nate C. **Measuring and remote sensing of burn severity**. In: **Proceedings joint fire science conference and workshop**. University of Idaho and International Association of Wildland Fire Moscow, ID, 1999. p. 284.

KUMAR, Lalit; MUTANGA, Onesimo. **Google Earth Engine applications since inception: Usage, trends, and potential**. Remote Sensing, v. 10, n. 10, p. 1509, 2018.

LEMONS, André Luiz Ferreira; SILVA, J. De A. **Desmatamento na Amazônia Legal: evolução, causas, monitoramento e possibilidades de mitigação através do Fundo Amazônia**. Floresta e Ambiente, v. 18, n. 1, p. 98-108, 2011.

LAURANCE, William F.; VASCONCELOS, Heraldo L.; LOVEJOY, Thomas E. **Forest loss and fragmentation in the Amazon: implications for wildlife conservation**. Oryx, v. 34, n. 1, p. 39-45, 2000.

LUIS MAURANO; Maria Isabel Sobral Escada. **COMPARAÇÃO DOS DADOS PRODUZIDOS PELO PRODES VERSUS DADOS DO MAPBIOMAS PARA O BIOMA AMAZÔNIA**. In: ANAIS DO XIX Simpósio BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 2019, Santos. Anais eletrônicos... Campinas, GALOÁ, 2019. Disponível em: <<https://proceedings.science/sbsr->

2019/papers/comparacao-dos-dados-produzidos-pelo-prodes-versus-dados-do-mapbiomas-para-o-bioma-amazonia?lang=pt-br>. Acesso em: 21 jun. 2019.

MARGULIS, Sergio. **Causas do desmatamento da Amazônia brasileira**. 2003.

MARTINS, Frederico Drumond et al. **Grupos de queimada controlada para prevenção de incêndios florestais no Mosaico de Carajás**. Biodiversidade Brasileira, v. 6, n. 2, p. 121-134, 2016.

MATRICARDI, Eraldo AT et al. **Assessment of forest disturbances by selective logging and forest fires in the Brazilian Amazon using Landsat data**. International journal of remote sensing, v. 34, n. 4, p. 1057-1086, 2013.

MORELLO, Thiago Fonseca; DE MELO FERREIRA, Amanda Estefânia. **Uso agrícola do fogo no estado do Pará: determinantes socioeconômicos**. Cadernos CEPEC, v. 1, n. 1-6, 2019.

MMA, **ShapeFiles das Unidades de Conservação do Brasil**. Disponível em: <http://www.mma.gov.br/areas-protegidas/cadastro-nacional-de-ucs/dados-georreferenciados.html> Acesso em: 23 de jun. de 2019.

MYERS, Norman et al. **The primary source: tropical forests & our future**. WW Norton & Company, Inc., 1992.

NUNES CARVALHO, João Luis et al. **Potencial de sequestro de carbono em diferentes biomas do Brasil**. Revista Brasileira de Ciência do Solo, v. 34, n. 2, 2010

PINTO, João Felipe Sobrinho Kneipp Ceraueira et al. Land Use and Land Cover Dynamics in Relation to Fire Recurrence in the Brazilian Amazon, 2008–2014. In: **IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium**. IEEE, 2018. p. 2996-2999.

PIONTEKOWSKI, Valderli Jorge et al. **Avaliação do Desmatamento no Estado de Rondônia entre 2001 e 2011**. Floresta e Ambiente, v. 21, n. 3, p. 297-306, 2014.

PRATES, Rodolfo Coelho; BACHA, Carlos José Caetano. **Os processos de desenvolvimento e desmatamento da Amazônia**. Economia e Sociedade, v. 20, n. 3, p. 601-636, 2011.

RASHED, Tarek et al. **Measuring the physical composition of urban morphology using multiple endmember spectral mixture models**. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, v. 69, n. 9, p. 1011-1020, 2003.

ROSA, T. M.; Alcântara, E. **Deteção de áreas queimadas e severidade a partir do índice espectral ΔNBR** . In: XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 18., 2015, João Pessoa. Anais... São José dos Campos: INPE, 2015. p. 526-533. Disponível em: <http://www.dsr.inpe.br/sbsr2015/files/p0104.pdf>

SMITH, Milton O.; JOHNSON, Paul E.; ADAMS, John B. **Quantitative determination of mineral types and abundances from reflectance spectra using principal components analysis**. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, v. 90, n. S02, p. C797-C804, 1985.

SOUSA, CL de; PONZONI, F. J. **Avaliação de índices de vegetação e de bandas TM/Landsat para estimativa de volume de madeira em floresta implantada de Pinus spp**. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, v. 9, p. 1725-1732, 1998.

USGS - UNITED STATES GEOLOGICAL SERVICE. **Product guide: Landsat8 Surface Reflectance Code (LASRC) Product**. United States of America, 2019. Disponível em: https://prd-wret.s3-us-west-2.amazonaws.com/assets/palladium/production/atoms/files/LSDS-1368_L8_Surface_Reflectance_Code_LASRC_Product_Guide-v2.0.pdf. Acesso em: 20/JUN/2019.

VÉLEZ, David Alejandro Sepúlveda. **Amazônia: Uma história de encruzilhadas**. Revista: DELOS Desarrollo Local Sostenible. ISSN, v. 1988, p. 5245, 2015.

VERÍSSIMO, Adalberto et al. **Logging impacts and prospects for sustainable forest management in an old Amazonian frontier: the case of Paragominas**. Forest ecology and management, v. 55, n. 1-4, p. 169-199, 1992.

VIEIRA, Ima Célia Guimarães; TOLEDO, Peter Mann de; HIGUCHI, Horácio. **A Amazônia no antropoceno**. Ciência e Cultura, v. 70, n. 1, p. 56-59, 2018

Apêndice 2-Script com a rotina para obtenção de Detecção de incêndios

```
/*-----  
Start functions  
-----  
*/  
var Paletacores = {max: 33, palette:  
['ffffff','129912','1F4423','006400','00ff00','687537','76a5af','29eee4','77a605','93  
5132','bbfcac','45c2a5','b8af4f','f1c232','ffffb2','ffd966','f6b26b','f99f40','e974ed','  
d5a6bd','c27ba0','fff3bf','ea9999','dd7e6b','aa0000','ff99ff','0000ff','d5d5e5','dd49  
7f','b2ae7c','af2a2a','8a2be2','968c46','0000ff','4fd3ff']}  
var stt = {bands: ['B6', 'B5', 'B4'],min:0, max: 3000};  
var stt2 = {bands: ['B6', 'B5', 'B4'],min:500, max: 20535};  
var ucs = ee.FeatureCollection("users/lucasrbrasilfr/ucstodas");  
/*-----  
End functions  
-----  
*/  
function maskL8sr(image) {  
  // Bits 3 and 5 are cloud shadow and cloud, respectively.  
  var cloudShadowBitMask = (1 << 3);  
  var cloudsBitMask = (1 << 5);  
  // Get the pixel QA band.  
  var qa = image.select('pixel_qa');  
  // Both flags should be set to zero, indicating clear conditions.  
  var mask = qa.bitwiseAnd(cloudShadowBitMask).eq(0)  
    .and(qa.bitwiseAnd(cloudsBitMask).eq(0));  
  return image.updateMask(mask);  
}  
  
var dataset = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_SR')  
  .filterDate('2016-01-01', '2016-12-31')  
  .map(maskL8sr);
```

```

/*-----
Start Assets Colection
-----
*/

var Estado = ee.FeatureCollection("users/lucasrbrasilfr/Estados")
.filterMetadata("NM_ESTADO", "equals", 'PARÁ');

var RT_2013 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_RT')
  .filterBounds(Estado)
  .filterDate('2013-05-01', '2013-09-30')
  .filterMetadata('CLOUD_COVER','less_than', 10);
var RT_2014 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_RT')
  .filterBounds(Estado)
  .filterDate('2014-05-01', '2014-09-30')
  .filterMetadata('CLOUD_COVER','less_than', 10);
var RT_2015 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_RT')
  .filterBounds(Estado)
  .filterDate('2015-05-01', '2015-09-30')
  .filterMetadata('CLOUD_COVER','less_than', 10);
var RT_2016 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_RT')
  .filterBounds(Estado)
  .filterDate('2016-05-01', '2016-09-30')
  .filterMetadata('CLOUD_COVER','less_than', 10);
var RT_2017 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_RT')
  .filterBounds(Estado)
  .filterDate('2017-05-01', '2017-09-30')
  .filterMetadata('CLOUD_COVER','less_than', 10);
var L8_2013 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_SR')
  .filterBounds(Estado)
  .filterDate('2013-05-01', '2013-09-30')
  .map(maskL8sr);

```

```

var L8_2014 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_SR')
    .filterBounds(Estado)
    .filterDate('2014-05-01', '2014-09-30')
    .map(maskL8sr);
var L8_2015 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_SR')
    .filterBounds(Estado)
    .filterDate('2015-05-01', '2015-09-30')
    .map(maskL8sr);
var L8_2016 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_SR')
    .filterBounds(Estado)
    .filterDate('2016-05-01', '2016-09-30')
    .map(maskL8sr);
var L8_2017 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_SR')
    .filterBounds(Estado)
    .filterDate('2017-05-01', '2017-09-30')
    .map(maskL8sr);
var Para2013 = ee.Image("users/lucasrbrasilfr/Para_2013")
    .remap([0,3,4,5,9,12,13,15,19,21,23,24,25,26,27,30,32,33],
        [0,1,1,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]);
var Para2014 = ee.Image("users/lucasrbrasilfr/mapbiomas-Para-2014")
    .remap([0,3,4,5,9,12,13,15,19,21,23,24,25,26,27,30,32,33],
        [0,1,1,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]);
var Para2015 = ee.Image("users/lucasrbrasilfr/mapbiomas-para-2015")
    .remap([0,3,4,5,9,12,13,15,19,21,23,24,25,26,27,30,32,33],
        [0,1,1,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]);
var Para2016 = ee.Image("users/lucasrbrasilfr/mapbiomas-para-2016")
    .remap([0,3,4,5,9,12,13,15,19,21,23,24,25,26,27,30,32,33],
        [0,1,1,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]);
var Para2017 = ee.Image("users/lucasrbrasilfr/mapbiomas-para-2017")
    .remap([0,3,4,5,9,12,13,15,19,21,23,24,25,26,27,30,32,33],
        [0,1,1,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]);

```

```

/*-----

```

End Assets Colection

*/

/*

+++++++Reclasify

values+++++++

0 - nulo = 0
3 - Florestas = 1
4 - Savanica = 1
5 - Mangue = 1
9 - florestas plantadas= 0
12 - Camepestre= 1
13 - Não florestal= 1
15 - Pastagem= 0
19 - Agricultura anual= 0
21 - Agricultura e pastagem= 0
23 - Praia e dunas= 0
24 - Urbanas= 0
25 - Áreas não vegetadas= 0
26 - corpo d'água= 0
27 - não observados= 0
30 - Mineração= 0
32 - Apicum = 0
33 - Corpo d'água= 0

+++++

+++++

/*-----

Start Main Code 2013

*/

```
var median_2013 = L8_2013.median();  
var mascara_2013 = Para2013.select(['remapped']).eq(1);  
median_2013 = median_2013.updateMask(mascara_2013);
```

```

//Modelo SMA
var getFractions_2013 = function(ModeloMistura){

  var endmembers =
    [
      [ 119.0, 475.0, 169.0 ,6250.0 ,2399.0 , 675.0], // GV (Vegetação Verde).
      [4031.0, 8714.0, 7900.0 ,8989.0 ,7002.0 ,6607.0], // Shade (Sombra/Água).
      [1799.0, 2479.0, 3158.0 ,5437.0 ,7707.0 ,6646.0], // Soil (Solo).
      [1514.0, 1597.0, 1421.0 ,3053.0 ,7707.0 ,1975.0],// NPV
    ];

  var unmixed = (median_2013)
    .select('B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6', 'B7')
    .unmix(endmembers)
    .max(0)
    .multiply(100)
    .byte();
  return unmixed;
};

var FracSMA_2013 = getFractions_2013(median_2013); //endmenbers aplicado
na mediana do landsat 8

var npv_2013 = FracSMA_2013.select(3);
var soil_2013 = FracSMA_2013.select(2);
var gv_2013 = FracSMA_2013.select(0);
var shade_2013 = FracSMA_2013.select(1);

```

```

var queimada_2013 = gv_2013.select(['band_0']).eq(0)
.and(shade_2013.select(['band_1']).lte(2))
.and(npv_2013.select(['band_3']).lt(46))
.and(soil_2013.select(['band_2']).lte(98));
queimada_2013 = queimada_2013.updateMask(mascara_2013);

```

```

/*-----

```

```

End Main Code 2013

```

```

-----

```

```

*/

```

```

/*-----

```

```

Start Main Code 2014

```

```

-----

```

```

*/

```

```

var median_2014 = L8_2014.median();
var mascara_2014 = Para2014.select(['remapped']).eq(1);
median_2014 = median_2014.updateMask(mascara_2014);

```

```

//Modelo SMA

```

```

var getFractions_2014 = function(ModeloMistura){

```

```

    var endmembers =

```

```

    [

```

```

    [ 119.0, 475.0, 169.0 ,6250.0 ,2399.0 , 675.0], // GV (Vegetação Verde).

```

```

    [4031.0, 8714.0, 7900.0 ,8989.0 ,7002.0 ,6607.0], // Shade (Sombra/Água).

```

```

    [1799.0, 2479.0, 3158.0 ,5437.0 ,7707.0 ,6646.0], // Soil (Solo).

```

```

    [1514.0, 1597.0, 1421.0 ,3053.0 ,7707.0 ,1975.0],// NPV

```

```

    ];

```

```

var unmixed = (median_2014)
    .select('B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6', 'B7')
    .unmix(endmembers)
    .max(0)
    .multiply(100)
    .byte();
return unmixed;
};

```

var FracSMA_2014 = getFractions_2014(median_2014); //endmenbers aplicado na mediana do landsat 8

```

var npv_2014 = FracSMA_2014.select(3);
var soil_2014 = FracSMA_2014.select(2);
var gv_2014 = FracSMA_2014.select(0);
var shade_2014 = FracSMA_2014.select(1);
var queimada_2014 = gv_2014.select(['band_0']).eq(0)
    .and(shade_2014.select(['band_1']).lte(2))
    .and(npv_2014.select(['band_3']).lt(46))
    .and(soil_2014.select(['band_2']).lte(98));
queimada_2014 = queimada_2014.updateMask(mascara_2014);

```

/*-----

End Main Code 2014

*/

/*-----

Start Main Code 2015

*/

```

var median_2015 = L8_2015.median();
var mascara_2015 = Para2015.select(['remapped']).eq(1);
median_2015 = median_2015.updateMask(mascara_2015);

```

```

//Modelo SMA
var getFractions_2015 = function(ModeloMistura){

  var endmembers =
    [
      [ 119.0, 475.0, 169.0 ,6250.0 ,2399.0 , 675.0], // GV (Vegetação Verde).
      [4031.0, 8714.0, 7900.0 ,8989.0 ,7002.0 ,6607.0], // Shade (Sombra/Água).
      [1799.0, 2479.0, 3158.0 ,5437.0 ,7707.0 ,6646.0], // Soil (Solo).
      [1514.0, 1597.0, 1421.0 ,3053.0 ,7707.0 ,1975.0],// NPV
    ];

  var unmixed = (median_2015)
    .select('B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6', 'B7')
    .unmix(endmembers)
    .max(0)
    .multiply(100)
    .byte();
  return unmixed;
};

var FracSMA_2015 = getFractions_2015(median_2015); //endmenbers aplicado
na mediana do landsat 8

var npv_2015 = FracSMA_2015.select(3);
var soil_2015 = FracSMA_2015.select(2);
var gv_2015 = FracSMA_2015.select(0);
var shade_2015 = FracSMA_2015.select(1);
var queimada_2015 = gv_2015.select(['band_0']).eq(0)
  .and(shade_2015.select(['band_1']).lte(2))
  .and(npv_2015.select(['band_3']).lt(46))
  .and(soil_2015.select(['band_2']).lte(98));

```

```
queimada_2015 = queimada_2015.updateMask(mascara_2015);
```

```
/*-----  
End Main Code 2015
```

```
-----  
*/
```

```
/*-----  
Start Main Code 2016
```

```
-----  
*/
```

```
var median_2016 = L8_2016.median();  
var mascara_2016 = Para2016.select(['remapped']).eq(1);  
median_2016 = median_2016.updateMask(mascara_2016);
```

```
//Modelo SMA
```

```
var getFractions_2016 = function(ModeloMistura){
```

```
  var endmembers =
```

```
  [  
    [ 119.0, 475.0, 169.0 ,6250.0 ,2399.0 , 675.0], // GV (Vegetação Verde).  
    [4031.0, 8714.0, 7900.0 ,8989.0 ,7002.0 ,6607.0], // Shade (Sombra/Água).  
    [1799.0, 2479.0, 3158.0 ,5437.0 ,7707.0 ,6646.0], // Soil (Solo).  
    [1514.0, 1597.0, 1421.0 ,3053.0 ,7707.0 ,1975.0],// NPV  
  ];
```

```
  var unmixed = (median_2016)  
    .select('B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6', 'B7')  
    .unmix(endmembers)  
    .max(0)  
    .multiply(100)
```

```

        .byte();
    return unmixed;
};

```

```

var FracSMA_2016 = getFractions_2016(median_2016); //endmembers aplicado
na mediana do landsat 8

```

```

var npv_2016 = FracSMA_2016.select(3);
var soil_2016 = FracSMA_2016.select(2);
var gv_2016 = FracSMA_2016.select(0);
var shade_2016 = FracSMA_2016.select(1);
var queimada_2016 = gv_2016.select(['band_0']).eq(0)
.and(shade_2016.select(['band_1']).lte(2))
.and(npv_2016.select(['band_3']).lt(46))
.and(soil_2016.select(['band_2']).lte(98));
queimada_2016 = queimada_2016.updateMask(mascara_2016);

```

```

/*-----

```

End Main Code 2016

```

-----

```

```

*/

```

```

/*-----

```

Start Main Code 2017

```

-----

```

```

*/

```

```

var median_2017 = L8_2017.median();
var mascara_2017 = Para2017.select(['remapped']).eq(1);
median_2017 = median_2017.updateMask(mascara_2017);
//Modelo SMA
var getFractions_2017 = function(ModeloMistura){

```

```

    var endmembers =

```

```

    [
        [ 119.0, 475.0, 169.0 ,6250.0 ,2399.0 , 675.0], // GV (Vegetação Verde).

```

```
[4031.0, 8714.0, 7900.0 ,8989.0 ,7002.0 ,6607.0], // Shade (Sombra/Água).
[1799.0, 2479.0, 3158.0 ,5437.0 ,7707.0 ,6646.0], // Soil (Solo).
[1514.0, 1597.0, 1421.0 ,3053.0 ,7707.0 ,1975.0],// NPV
];
```

```
var unmixed = (median_2017)
    .select('B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6', 'B7')
    .unmix(endmembers)
    .max(0)
    .multiply(100)
    .byte();
return unmixed;
};
```

```
var FracSMA_2017 = getFractions_2017(median_2017); //endmenbers aplicado
na mediana do landsat 8
```

```
var npv_2017 = FracSMA_2017.select(3);
var soil_2017 = FracSMA_2017.select(2);
var gv_2017 = FracSMA_2017.select(0);
var shade_2017 = FracSMA_2017.select(1);
var queimada_2017 = gv_2017.select(['band_0']).eq(0)
.and(shade_2017.select(['band_1']).lte(2))
.and(npv_2017.select(['band_3']).lt(46))
.and(soil_2017.select(['band_2']).lte(98));
queimada_2017 = queimada_2017.updateMask(mascara_2017);
```

```
/*-----
End Main Code 2017
-----
*/

/*-----
```


Start Results

```
-----  
*/  
//Map.addLayer(Para2017.clip(Estado),{'Para áreas Naturais',false);  
//Map.addLayer(npv_2017.clip(Estado),{'npv',false);  
//Map.addLayer(soil_2017.clip(Estado),{'soil',false);  
//Map.addLayer(gv_2017.clip(Estado),{'gv',false);  
//Map.addLayer(shade_2017.clip(Estado),{'shade',false)  
Map.addLayer(median_2013,stt,'ls8_cloudmask_2013',false);  
Map.addLayer(median_2014,stt,'ls8_cloudmask_2014',false);  
Map.addLayer(median_2015,stt,'ls8_cloudmask_2015',false);  
Map.addLayer(median_2016,stt,'ls8_cloudmask_2016',false);  
Map.addLayer(median_2017,stt,'ls8_cloudmask_2017',false);  
Map.addLayer(RT_2013.median(),stt2,'ls8_rgb_2013',false);  
Map.addLayer(RT_2014.median(),stt2,'ls8_rgb_2014',false);  
Map.addLayer(RT_2015.median(),stt2,'ls8_rgb_2015',false);  
Map.addLayer(RT_2016.median(),stt2,'ls8_rgb_2016',false);  
Map.addLayer(RT_2017.median(),stt2,'ls8_rgb_2017',false);  
Map.addLayer(queimada_2013.unmask(0).clip(Estado),{palette:['000000','fb00ff'  
''],'Queimadas_2013_MK0',false);  
Map.addLayer(queimada_2013.clip(Estado),{palette:['fb00ff']},'Queimadas_201  
3',false);  
Map.addLayer(queimada_2014.unmask(0).clip(Estado),{palette:['000000','fb00ff'  
''],'Queimadas_2014_MK0',false);  
Map.addLayer(queimada_2014.clip(Estado),{palette:['fb00ff']},'Queimadas_201  
4',false);  
Map.addLayer(queimada_2015.unmask(0).clip(Estado),{palette:['000000','fb00ff'  
''],'Queimadas_2015_MK0',false);  
Map.addLayer(queimada_2015.clip(Estado),{palette:['fb00ff']},'Queimadas_201  
5',false);  
Map.addLayer(queimada_2016.unmask(0).clip(Estado),{palette:['000000','fb00ff'  
''],'Queimadas_2016_MK0',false);  
Map.addLayer(queimada_2016.clip(Estado),{palette:['fb00ff']},'Queimadas_201  
6',false);
```

```

Map.addLayer(queimada_2017.unmask(0).clip(Estado),{palette:['000000','fb00ff
'],'Queimadas_2017_MK0',false);
Map.addLayer(queimada_2017.clip(Estado),{palette:['fb00ff']},'Queimadas_201
7',false);
Map.addLayer(Para2013,{},'Para2013',false);
Map.addLayer(Para2014,{},'Para2014',false);
Map.addLayer(Para2015,{},'Para2015',false);
Map.addLayer(Para2016,{},'Para2016',false);
Map.addLayer(Para2017,{},'Para2017',false);
Map.addLayer(npv_2017,{},'npv_2017',false);
Map.addLayer(soil_2017,{},'soil_2017',false);
Map.addLayer(gv_2017,{},'gv_2017',false);
Map.addLayer(shade_2017,{},'shade_2017',false);
Map.addLayer(ucs,{},'ucs');

```

```

/*-----

```

Start Results

```

-----

```

```

*/

```

```

/*-----

```

Mascaras para queimada

```

-----

```

```

*/

```

```

//var mascara_shd = Paracss.select(['remapped']).gte(0);

```

```

//median_t0 = median_t0.updateMask(mascara_gv);

```

```

/*-----

```

PRINT DE INFORMAÇÕES

```

-----

```

```

*/

```

```

/*-----

```

Exportar dados

```

-----

```

*/

```
Export.image.toDrive({  
  image: Para2013,  
  region: Estado.geometry().bounds(),  
  description: 'Para2013',  
  folder: 'Processado',  
  scale: 30,  
  maxPixels: 1e13});
```

```
Export.image.toDrive({  
  image: Para2014,  
  region: Estado,  
  description: 'Para2014',  
  folder: 'Processado',  
  scale: 30});
```

```
Export.image.toDrive({  
  image: Para2015,  
  region: Estado,  
  description: 'Para2015',  
  folder: 'Processado',  
  scale: 30});
```

```
Export.image.toDrive({  
  image: Para2016,  
  region: Estado,  
  description: 'Para2016',  
  folder: 'Processado',  
  scale: 30});
```

```
Export.image.toDrive({  
  image: Para2017,
```

```
region: Estado,  
description: 'Para2017',  
folder: 'Processado',  
scale: 30});
```

```
Export.image.toDrive({  
image: queimada_2013.unmask(0),  
region: Estado.geometry().bounds(),  
description: 'queimada_2013',  
folder: 'Processado',  
scale: 30,  
maxPixels: 1e13});
```

```
Export.image.toDrive({  
image: queimada_2014.unmask(0),  
region: Estado.geometry().bounds(),  
description: 'queimada_2014',  
folder: 'Processado',  
scale: 30,  
maxPixels: 1e13});
```

```
Export.image.toDrive({  
image: queimada_2015.unmask(0),  
region: Estado.geometry().bounds(),  
description: 'queimada_2015',  
folder: 'Processado',  
scale: 30,  
maxPixels: 1e13});
```

```
Export.image.toDrive({  
image: queimada_2016.unmask(0),  
region: Estado.geometry().bounds(),  
description: 'queimada_2016',  
folder: 'Processado',
```

```
scale: 30,  
maxPixels: 1e13}};
```

```
    Export.image.toDrive({  
image: queimada_2017.unmask(0),  
region: Estado.geometry().bounds(),  
description: 'queimada_2017',  
folder: 'Processado',  
scale: 30,  
maxPixels: 1e13}});
```